

改进 CNN 的供水管道泄漏声音识别^{*}

杨智伦¹ 朱铮涛¹ 陈树雄¹ 李博² 招祖炜¹

(1. 广东工业大学机电学院 广州 510006; 2. 电子科技大学中山学院机电工程学院 中山 528402)

摘要:为了检测供水管道是否出现泄漏,同时针对人工检测精度低、背景噪音难以去除和现有检测设备的实用性低等问题,研究了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的供水管道泄漏声音识别方法。首先设计水下机器人的供水管道内部声音实时采集系统,并利用用户数据报协议(user datagram protocol/internet protocol, UDP/IP)通信技术将该系统采集的声音信息上传至上位机,并对供水管道内的声音进行泄漏和不泄漏的划分且制作成数据集,提取泄漏音频和不泄漏音频样本的梅尔谱特征图,根据实时性选用轻量级卷积神经网络 ShuffleNet V2 进行训练和识别;其次引入卷积注意力模块(convolution block attention module, CBAM)到网络模型中,并对 ShuffleNet V2 的 Unit1 单元进行改进,提出了 Unit1_y 单元;最后将改进后的网络与 MobileNet V3、ResNet18 等轻量级网络进行对比。试验结果表明,改进后的网络模型相较于其他的模型对供水管道漏泄声音识别效果最佳且参数量低,占用上位机运算资源少,测试集识别率达到 92.14%,验证了算法的有效性。

关键词:供水管道;泄漏声音;卷积神经网络;ShuffleNet V2;CBAM

中图分类号: TP23 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Improved CNN for sound recognition of water supply pipeline leaky

Yang Zhilun¹ Zhu Zhengtao¹ Chen Shuxiong¹ Li Bo² Zhao Zuwei¹

(1. College of Electrical and Mechanical, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. College of Mechanical and Electrical Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan 528402, China)

Abstract: In order to monitor whether there is leakage in the water supply pipeline, aiming at the problems of low manual detection accuracy, difficult removal of background noise and low practicability of equipment, a water supply pipeline leakage sound recognition method based on lightweight convolutional neural network CNN is studied. Firstly, the real-time sound acquisition system in the water supply pipeline of the underwater robot is designed, and the sound information collected by the system is uploaded to the upper computer by using UDP/IP communication technology. Divide the sound in the water supply pipeline into leaky and non-leaky sound and make it into a data set, extract the Mel spectrum feature map information of leaky audio and non-leaky audio samples, and select lightweight convolutional neural network ShuffleNet V2 for training and recognition according to the real-time performance. Secondly, the attention mechanism of CBAM is introduced to improve the Unit1 of ShuffleNet V2 and We proposed Unit1_y. At last, the improved network is compared with the lightweight networks such as MobileNet V3 and Resnet18. The test results show that the improved network has the best effect on water supply pipeline leakage sound recognition, and the recognition rate of the test set reaches 92.14%, which verifies the effectiveness of the algorithm.

Keywords: water supply pipeline; sound leakage; convolutional neural network; ShuffleNet V2; CBAM

收稿日期:2022-08-03

^{*} 基金项目:广东省科技计划(2021A0101180005)、广东省普通高校创新团队项目——机器人与智能装备团队(2020KCXTD035)项目资助

0 引言

随着我国的城市供水管网服务年限的延长,供水管道出现老化的现象加重,并且由于腐蚀、人为破坏等因素^[1-3]导致的管道泄漏事故时有发生,影响城市供水系统的正常运行,导致水资源浪费,给人民的正常生产、生活带来隐患。因此供水管道泄漏检测对解决水污染、资源浪费、社会安全等问题具有重要意义。

传统的供水管道泄漏的检测依赖专业人员通过听漏仪探测泄漏管段^[4],该方法无法克服背景噪声、检测精度低,漏点定位还需人工确认等。随着科学技术的发展,管道漏水检测越来越趋于智能化^[5-7]。Shen 等^[8]提出通过正演模拟,分析了不同管径泄漏在不同地面条件下探地雷达波的信号特征,通过在 S 变换上应用道积分和分频技术分析泄漏信号的特性,以确定泄漏的位置和程度。Xu 等^[9]提出了在供水管道外侧放置声音传感器,对采集到的泄漏音频样本使用变分模态分解法(variational mode decomposition, VMD)来去除噪声,再根据各子模态的能量比提取特征向量,最后通过支持向量机(support vector machine, SVM)进行分类,结果表明识别率达到 89.3%。程坤^[10]通过实验室模拟管道环境,在管道外放置声音传感器,来收集不同漏口大小、管道材质的音频数据,对采集到的泄漏音频样本提取多种特征(近似熵、功率谱等),将这些作为 BP 神经网络的输入,以分类结果为最后的输出层,漏水识别准确率 80% 以上。叶青等^[11]基于相位敏感光时域反射计的分布式光纤振动传感技术,漏水会使光纤链路扰动,以此可以进行远程探测。马广兴等^[12]等提出在供热管外放置压力传感器采集在不同工况下的数据,并传入卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行训练识别。郑小梅等^[13]将光纤温度传感器放置于管道上,将光纤检测到的温度数据输入到上位机,对采集的温度数据与设定的阈值进行对比,判断管道是否发生泄漏。温晓强等^[14]研究了在微小型潜航器上的通信系统,可以实现信号传输,但其应用在海洋环境,并且传输距离有限。孟浩等^[15]将通用注意力机制与关系网络相融合,网络识别样本的准确度提升了 5.6%,并解决了过拟合的问题。程亮等^[16]由研究出了一种基于视觉的水上目标识别系统,验证了水中航行与实时识别的可行性。由于城市地面环境复杂,探地雷达无法覆盖全部管道,而光纤探测法和管道外部声音探测法都需要在供水管道外侧放置传感器,我国城市供水管网系统多数建于地下,且管网系统错综复杂,因此实施难度大。

国内以及国外的研究人员对供水管道泄漏检测方式和泄漏声音的识别方式有一定的研究基础,据此基础上本文提出了一种基于水下机器人的供水管道内部声音实时采集系统,完成对供水管道内声音的实时采集、传输和预处理;经过人工对声音样本进行分类,提取漏水与不漏水声音样本的梅尔谱图作为特征图,通过改进后的轻量级卷积神经网络的训练,实现对目标音频的识别。

1 大口径供水管道漏水声音采集

1.1 大口径供水管道漏水声音识别系统

供水管道漏水声音采集设备主要由水下机器人、数据采集模块、光纤通信模块、管道带压投放装置和上位机组成,其中水下机器人采用树莓派 3b+ 作为主控芯片,其中烧入 Raspberry-ArduSub 系统,并开发了声音采集程序;数据采集模块由 1 个水听器 and 1 个外部声卡组成;通信模块由 2 个 TL-FC111A 百兆单模单纤光纤收发器与浮力单模单纤组成。管道带压投放装置可以不停水使得水下机器人进入管道内;上位机由机器人控制手柄与 PC 组成。大口径供水管道漏水声音识别系统框图和实物图如图 1 和 2 所示。

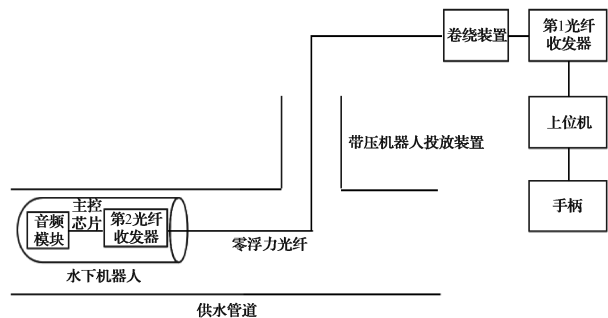


图1 声音识别系统框图

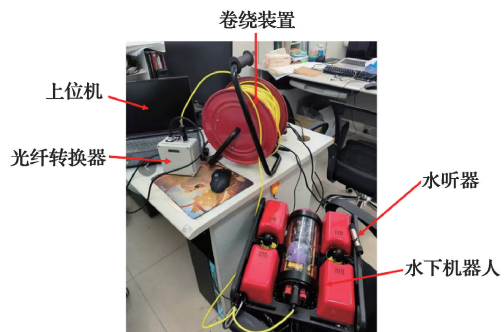


图2 设备连接

1.2 漏水声音数据采集

研究实验数据采集于广东省广州市某供水管道,将水下机器人从管道带压投放装置处放入管内并且在供水管道内前进,将水听器固定在水下机器人的头部,到达漏水处开始采集声音。采集过程持续 3 h,其中采样频率设置为 44 kHz,通道数为单通道。

1.3 漏水声音数据传输和保存

本文通过水听器采集的数据先存储于水下机器人的主控树莓派中,再通过光纤通信模块传输到上位机保存。通信协议采取用户数据报协议(user datagram protocol/internet protocol, UDP/IP)协议^[17],树莓派与 PC 端都采取固定 IP 地址,树莓派作为 UDP 的客户端,实时发送

漏水声音数据,PC端作为UDP的服务端,对相应地址端口进行实时监听,并把声音数据保存成wav格式文件。

2 漏水声音数据预处理及特征提取

2.1 漏水声音信号预处理

管道内的液体作为声音信号传播的介质,在传播声音信号时会消耗声音信号的能量,声音信号的频率越高,介质对声音能量的损耗越严重,需要对采集的声音进行信号处理^[18],信号处理的方式有预加重、分帧和加窗,首先进行预加重的目的是弥补高频声音数据的丢失,公式如下:

$$y[n] = x[n] - ax[n - 1] \quad (1)$$

本文采取的预加重系数 $a = 0.79$, $x[n]$ 表示第 n 个采样点的幅值;分帧的作用是将短时间(20~30 ms)内的采样点集合成一个观测单位;加窗^[19]的作用是增加相邻两帧的数据连贯性。本文采取的窗函数为汉明窗,公式如下:

$$w(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{L-1}\right), & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $w(n)$ 代表第 n 个采样点经过窗函数的幅值; L 代表采样点的长度,经过汉明窗可以消除信号转换中的频谱泄漏。

2.2 梅尔(Mel)谱图提取

声音信号在时域中难以看出其特性,所以每帧信号进行傅里叶变换得到相应频率幅度谱图,设计梅尔刻度滤波器组对得到的频率幅度谱进行过滤,得到的值为该帧数据在该滤波器对应频段的能量值,得到梅尔谱图^[20-22]。本文共设置了128个滤波器组^[23],每秒有44100个采样点,每512个采样点进行预加重、分帧、加窗和傅里叶变换,通过设计的梅尔滤波器组得到的漏水声音与无漏水声音的时域图如图3所示,梅尔谱图如图4所示。

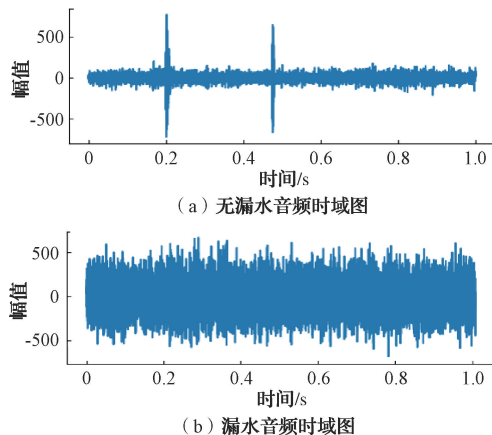


图3 正常和漏水的时域图

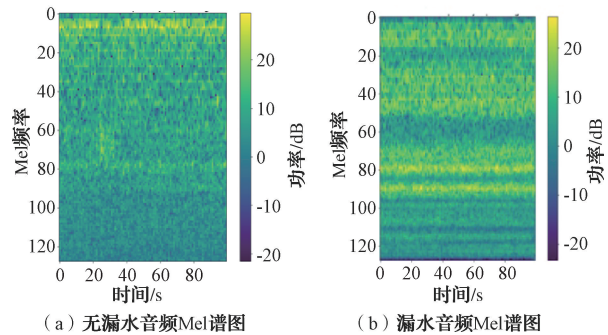


图4 正常和漏水的梅尔谱图

3 轻量化卷积神经网络的选取和优化

本文的应用场景为管道内是否漏水的实时识别,整体方案有低能耗、高运算速度和低延迟的要求,需要减少模型的参数量、减小计算量、和更少的内存访问量和更少的能耗,因此本文通过引入卷积注意力模块(convolution block attention module, CBAM)^[24],并应用于轻量级神经网络 ShuffleNet V2^[25-26]来训练漏水声音信号的梅尔谱图。

3.1 ShuffleNet V2 网络结构

ShuffleNet V2 主干网络如图5所示。

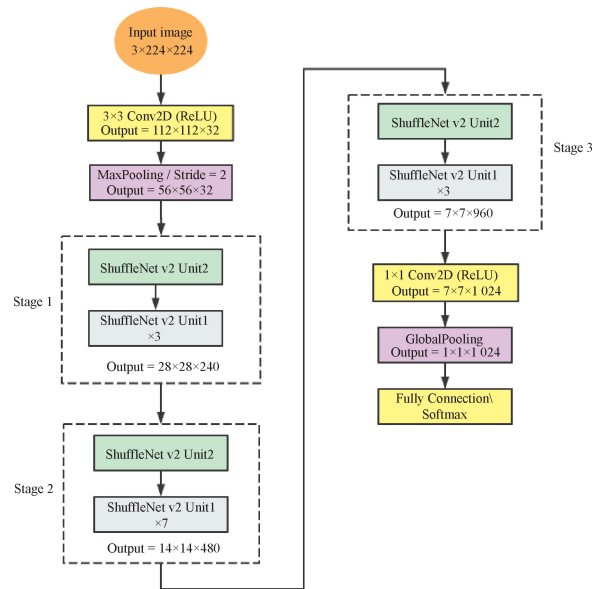


图5 ShuffleNet V2 结构

漏水音频经过处理后的特征图输入到网络模型中的大小为 $3 \times 224 \times 224$,经过一个 3×3 卷积与一个池化层,就进入连续3个Stage模块,第1个与第3个Stage模块包含了1次Unit2单元与3次Unit1单元,第2个Stage模块包含1次Unit2单元与7次Unit1单元。最后经过一个 3×3 卷积、一个全局池化和一个全连接层就得到输出结果。本文参考了该网络,设计了供水管道漏水声音的识

别网络。

网络结构组成的 Unit1 和 Unit2 的结构如图 6 所示。

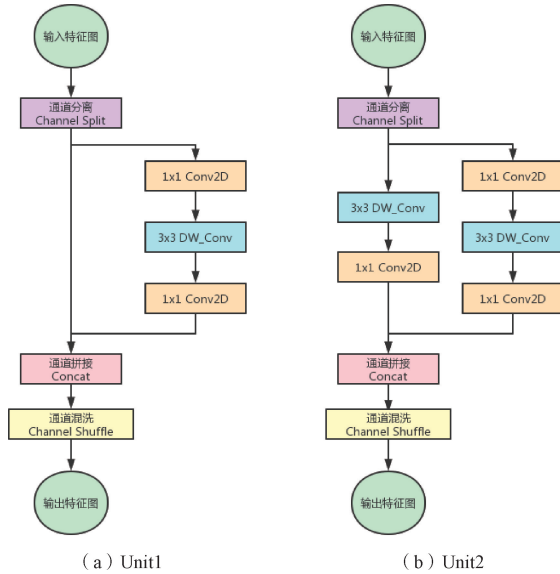


图 6 Unit1 和 Unit2 结构

Unit1 先对输入的特征图进行通道划分,分成两个分支,每个分支的通道数为总通道数的 1/2。左侧的分支不做任何操作,保持原有的特征;右侧的分支会进行 3 次的卷积,第 1 次与第 3 次为 1×1 的普通卷积,第 2 次为 3×3 深度可分离卷积中的深度卷积。完成后左右两个分支会进行通道拼接,通道数相加,融合相应特征,最后使用通道混洗。通道混洗是一种让各个通道之间的连接变得不那么密切的操作,步骤如下:1)让输入的图像按通道分成相应的子组;2)使用不同的卷积核对每个子组做组卷积。这样做可以避免组卷积的堆砌,避免了少数通道的输入影响整个图片的输出。而在 Unit2 单元中,输入的特征图被分为两个分支,每个分支的输入和原始输入图是一致的,左侧分支使用一个 3×3 的深度可分离卷积与一个 1×1 的普通卷积,右侧分支与 Unit1 单元的一样,由一个 3×3 的深度可分离卷积和两个 1×1 的普通卷积组成。最后两个分支的输出进行通道叠加,因为每个分支的输入通道数均为原始输入的通道数,所以相加后是原始输入通道数的 2 倍,这样的操作扩展了网络通道数的层数,导致 Unit2 单元比 Unit1 单元提取特征信息的程度更强。最后,最后使用通道混洗的方式实现一个特征信息的交流。

3.2 CBAM

CBAM 是通道注意力和空间注意力融合的注意力机制,通道注意力模块在前,空间注意力模块在后,其有轻量级和通用性的特点,可以集成到任何 CNN 的网络中。

通道注意力模块是利用特征之间的通道关系来生成通道注意力图,将漏水声音的梅尔谱图经过卷积生成特征图,分别基于 Width 和 Height 的最大池化和平均池化,将

输出的特征图进行基于 Element-wise 的加和操作,再经过 Sigmoid 激活函数,生成通道注意力特征图,将其和输入的特征图做的乘法操作,生成空间注意力模块的输入特征,具体步骤如下:

$$\mathbf{F}' = M_c(\mathbf{F}) \odot \mathbf{F} \quad (3)$$

$$\mathbf{F}'' = M_s(\mathbf{F}') \odot \mathbf{F}' \quad (4)$$

式中: \mathbf{F} 为供水管道内音频的梅尔谱图经过处理得到的; \odot 为元素之间的乘法; M_c 为通道系数; M_s 为空间注意系数; \mathbf{F}'' 为 \mathbf{F}' 经过空间注意力后的结果。

空间注意力模块是将特征图在空间维度进行压缩,得到一个一维矢量。首先把输入特征图划分为两个分支,分别对每个分支进行平均池化和最大池化,两个分支的输出通过拼接成为 $Height \times Width \times 2$ 的特征层,然后经过一个 1×1 的普通卷积,改变通道数得到 $Height \times Width \times 1$ 的输出特征图,最后这个特征图经过一个 Sigmoid 激活函数并与原始输入相乘,得到空间注意力最后的输出特征图。CBAM 注意力机制的结构如图 7 所示。

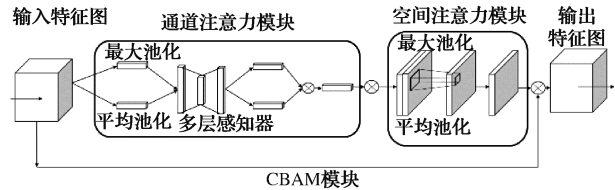


图 7 CBAM 结构

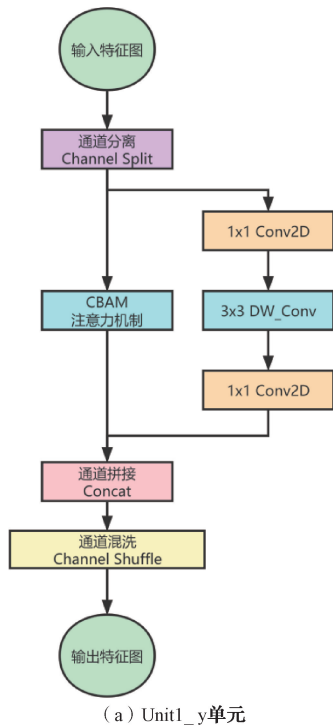
3.3 改进的 ShuffleNet V2 网络

本文以 ShuffleNet V2 网络模型结构为基础进行改进,设计出一种 Unit1_y 单元结构,在 ShuffleNet V2 Unit1 的分支中串联一个 CBAM 注意力模块,输入 CBAM 模块,进行了一次通道注意力加权 and 空间注意力加权,这个模块使整个模型更加关注漏水音频的漏水特征处,并提升了在训练中各个通道之间的信息交互,因此模型有选择性地加强特征信息和减弱无用信息,增强了模型对漏水音频样本的识别能力。CBAM 模块内含参数较少,属于轻量级模块,将它嵌入到现有模型不会增加过多计算量,既提升模型性能又满足实时性要求。

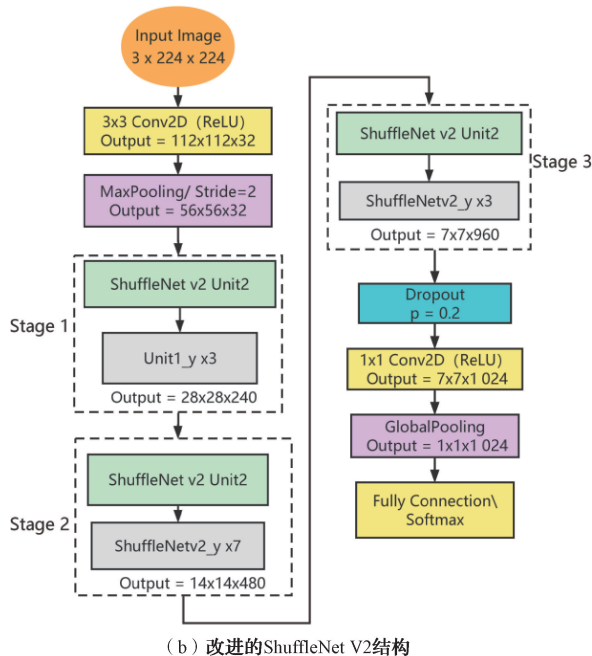
二分类模型训练中,容易发生拟合现象,所以本文在 Stage3 模块后加入 Dropout^[27-28] 来抑制拟合现象。在卷积神经网络模型中引入注意力机制,可以提高相应模型的性能,改进后的 Unit1_y 单元与改进的 ShuffleNet V2 网络如图 8 所示。

4 实验结果分析

研究数据集包括供水管道内的漏水声音数据与不漏水声音数据,经过分割后每个声音样本为 1 s,每秒经过 128 维梅尔频率特征提取得到的梅尔谱图,经过挑选后数量如表 1 所示,最终以 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。



(a) Unit1_y单元



(b) 改进的ShuffleNet V2结构

图8 Unit1_y单元与改进的 ShuffleNet V2结构

表1 样本集合

样本	训练集	验证集	测试集
漏水音频	3 626	453	453
不漏水音频	3 661	457	457

使用设计的卷积神经网络对样本进行训练,训练 Epoch 为 150, Batchsize 为 16,在未加 Dropout 层的时,训练集准确率与测试集准确率相差较大,表明发生过拟合现象,如表 2 所示,可以观察到加入了 Dropout 层后过拟合

现象减弱,其中使用改进 ShuffleNet V2 里的单元后正确率提升了 3%,如表 3 所示。

表2 各模型识别准确率 (%)

网络模型	训练集准确率	测试集准确率
MobileNet V3	85.23	77.35
ShuffleNet V2	88.18	82.11
ShuffleNet V2+CBAM	92.16	86.35

表3 各模型加入 Dropout 后的识别准确率 (%)

网络模型	训练集准确率	测试集准确率
MobileNet V3+Dropout	89.23	89.05
ShuffleNet V2+Dropout	89.97	89.78
ShuffleNet V2+CBAM+Dropout	92.76	92.14

本文把改进后的 ShuffleNet V2 与其他 CNN 模型进行了对比,如表 4 所示,本文提出的改进 ShuffleNet V2 在漏水与不漏水的识别上有参数少所以运算量低、模型小所以资源消耗少与高准确率的优势。

表4 各模型参数

网络模型	参数量	准确率/%
Vgg16	56 673 218	86.27
ResNet18	11 185 922	91.34
MobileNet V3	4 681 898	89.05
ShuffleNet V2	1 193 314	89.78
改进的 ShuffleNet V2	1 262 016	92.14

5 结论

本文搭建了一种大口径供水管道漏水声音识别设备,实时采集漏水声音与不漏水声音数据,利用轻量级卷积神经网络 ShuffleNetV2 对管道内漏水声音与不漏水声音经过预处理后的梅尔谱图进行识别,在网络模型中引入改进的 CBAM 注意力机制提出 Unit1_y 单元结构,提升了模型对漏水特征的学习能力,并在 ShuffleNet V2 中加入了 Dropout 层,解决了过拟合的问题,并且在几乎不影响实时性的基础上提升了识别精度。

但目前水下机器人无法在管道内被精确定位,暂时无法帮助地面人员找到精确泄漏点,未来会使用麦克风阵列并结合甚低频技术对管道漏点进行精确定位。

参考文献

- [1] ZAMAN D, TIWARI M K, GUPTA A K, et al. A review of leakage detection strategies for pressurised pipeline in steady-state [J]. Engineering Failure Analysis, 2019, 109:104264.
- [2] 李浩男,张尚昆. 管道泄漏报警软件的编制[J]. 现代计算机, 2021, 27(26):77-81.

- [3] 赵建堂. 管道泄漏检测初探[J]. 化工管理, 2015(14): 218-219.
- [4] 肖艳, 张伟. 音听检漏法在消防管道检漏中的应用及降低给水管道的漏耗的思考[J]. 中国科技纵横, 2011(4): 250, 243.
- [5] 王怀君, 耿冰, 袁振斌. 浅谈智能球技术在供水管道检测中的应用[J]. 净水技术, 2019, 38(z1): 340-341, 373.
- [6] 高琳, 曹建国. 管道泄漏检测方法研究综述[J]. 现代制造工程, 2022(2): 154-162.
- [7] 赫亚宁. 市政供水管道漏水成因及解决对策[J]. 工程技术研究, 2021, 6(22): 109-110.
- [8] YUPENG S, YUANRONG L, PING L. Simulation and detection leakage of underground water pipeline by ground penetrating radar[J]. Journal of Testing and Evaluation: A Multidisciplinary Forum for Applied Sciences and Engineering, 2020, 48(3): 1-25.
- [9] XU D, JIANG J B, SHEN G D, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 143: 106787.
- [10] 程坤. 供水管道漏损声波信号特征及多探头阵列漏点定位试验研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [11] 叶青, 蔡海文. 分布式光纤振动传感技术及其重要安防应用[J]. 科学(上海), 2017, 69(2): 17-21.
- [12] 马广兴, 曲波, 常琛, 等. 基于 CNN 的供热管道泄漏识别方法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 34-41.
- [13] 郑小梅, 王荣昌, 张荣斌, 等. 分布式光纤测温系统在管道泄漏检测中的应用[J]. 净水技术, 2020, 39(5): 69-74.
- [14] 温晓强, 孙运强, 申远哲, 等. 微小型无人潜航器水声通信系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(5): 76-82.
- [15] 孟浩, 田洋, 孙宇婷, 等. 全局注意力关系网络的小样本船舶识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12): 220-227.
- [16] 程亮, 杨渊, 张云飞, 等. 面向无人艇智能感知的水上目标识别算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 99-104.
- [17] 袁凯, 李俊娥, 刘开培, 等. 一种基于 UDP 的电力广域保护系统可靠通信方法[J]. 自动化学报, 2021, 47(7): 1598-1609.
- [18] UTEBAYEVA D, ALDURAIBI M, ILIPBAYEVA L, et al. Stacked BiLSTM-CNN for Multiple label UAV sound classification [C]. 4th IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). IEEE, 2020.
- [19] 董胡. 基于窗函数与 MATLAB 的数字 FIR 滤波器设计[J]. 微型电脑应用, 2016, 32(3): 30-32.
- [20] 谢跃, 梁瑞宇, 包永强, 等. 融合改进梅尔谱特征和深信念网络的语音测谎算法[J]. 声学学报, 2019, 44(2): 214-220.
- [21] 薛珊, 李广青, 吕琼莹, 等. 基于卷积神经网络的反无人机系统声音识别方法[J]. 工程科学学报, 2020, 42(11): 1516-1524.
- [22] 张科, 苏雨, 王靖宇, 等. 基于融合特征以及卷积神经网络的环境声音分类系统研究[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(1): 162-169.
- [23] 耿艳利, 宋朋首, 林彦伯, 等. 采用改进 CNN 对生猪异常状态声音识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 187-193.
- [24] CUI Z Y, LI Q, CAO Z J, et al. Dense attention pyramid networks for multi-scale ship detection in SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11): 8983-8997.
- [25] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices [C]. Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 6848-6856.
- [26] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 116-131.
- [27] SRIVASTAVA N, HINTON G E, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [28] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors[J]. Computer Science, 2012, 3(4): 212-223.

作者简介

杨智伦, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、信号处理和图像处理。

E-mail: 1052554229@qq.com

朱铮涛(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、机器视觉。

E-mail: gztt@gdut.edu.cn

陈树雄, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、机器视觉。

E-mail: 1052479249@qq.com

李博, 硕士, 副教授, 主要研究方向为机器视觉检测、工业自动化。

E-mail: superblee@163.com

招祖炜, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉。

E-mail: 1298227724@qq.com