文章编号：1006-1355(2021)04-0066-07

基于CNN的水管道小泄漏声信号识别

李 哲[1]，封 皓[1]，刘 欣[2]，贺永方[3]，刘兰慧[4]

（1. 天津大学 精密仪器与光电子工程学院，天津 300072；
2. 承德石油高等专科学校，河北 承德 067000； 3. 天津精仪精测科技有限公司，天津 300384
4. 中国市政工程华北设计研究总院有限公司，天津 300074）

摘 要：针对供水管道小泄漏声信号识别困难的问题，提出一种基于卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的管道泄漏声学信号识别方法。该方法首先通过多窗谱谱减法去除信号中的噪声；之后，使用短时傅里叶变换计算去噪后声信号的时频图，将声信号识别问题转化为图像识别问题；并将时频图输入自主搭建的CNN系统，完成泄漏检测。数据集通过管道内检测器样机采集，并作为评价泄漏识别方法性能的依据。结果表明，所提出的方法对无泄漏、0.4 mm泄漏孔、0.6 mm泄漏孔、0.8 mm泄漏孔及1 mm泄漏孔的平均识别率达到95.28 %。与基于支持向量机(Support vector machine, SVM)和AlexNet的声信号识别方法进行比较，所提出的方法有明显优势，可应用于管道泄漏声学内检测领域。

关键词：声学；管道检测；声信号；卷积神经网络；小泄漏
中图分类号：TP274+.5 **文献标志码**：A **DOI编码**：10.3969/j.issn.1006-1355.2021.04.011

Acoustic Signal Identification of Small Leakage in Water Pipelines Based on CNN

LI Zhe[1], *FENG Hao*[1], *LIU Xin*[2], *HE Yongfang*[3], *LIU Lanhui*[4]

(1. School of Precision Instruments and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. Chengde Petroleum College, Chengde 067000, Hebei, China;
3. Tianjin Precision Technology Co., Ltd., Tianjin 300384, China
4. North China Municipal Engineering Design and Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300074, China)

Abstract: A convolutional neural network (CNN) based acoustic signal identification method for pipeline leakage is proposed to solve the difficulty in identifying the acoustic signal of water pipelines. Multi-taper spectral subtraction is used in this method to remove the noise in the signal. Then, the short-time Fourier transform is used to calculate the spectrograms of the denoised acoustic signal, and the acoustic signal recognition problem is transformed into the image recognition problem. Spectrograms are input into the self-built CNN system to complete leakage detection. The data set is collected by the prototype detector and used as the basis to evaluate the leakage identification method. The experimental results show that the average recognition rate of the proposed method is 95.28 % for non-leakage, leakage holes of 0.4 mm, 0.6 mm, 0.8 mm and 1 mm respectively. In addition, the proposed method is obviously superior to the support vector machine (SVM) and AlexNet methods, and can be applied to the acoustic inner detection of pipeline leakage.

Key words : acoustics; pipeline inspection; acoustic signal; convolutional neural network; small leakage

管道是城市水资源运输最主要的方式。然而，腐蚀、施工、地质变动等原因会引起管道泄漏，这将造成水资源的巨大浪费。因此，及时发现管道泄漏具有十分重要的意义。近几十年来出现了多种管道泄漏检测方法。例如质量平衡法[1]、负压波法[2]、示踪气体法[3]、光纤检测法[4]、声学检测法[5]等。其中，声学检测法由于具有较高的灵敏度，在管道泄漏检测系统中被广泛应用[5]。

收稿日期：2020-08-01
基金项目：国家自然科学基金资助项目(61873183)；
国家重点研发计划资助项目(2017YFC0805000)
作者简介：李哲(1996-)，男，天津市人，硕士研究生，主要研究方向为噪声与振动控制。
E-mail: lizhe30@tju.edu.cn
通信作者：刘欣，女，副教授。
E-mail: liuxincd@163.com

声学检测法主要检测管道泄漏引起的声或振动信号。当管道泄漏时，内部和外部的压力差会产生湍流，进而引起泄漏点附近水的振动，从而产生声信号。泄漏声信号为宽频带信号，其频率成分包括低频成分（由于泄漏处的非定常分离流引起）和高频成分（由于气蚀引起）[6–8]。

在声学检测法中，管道内检测法因其检测精度高而被广泛研究和使用。它通过在管道中放入搭载传感器的内检测设备来采集信号；该设备在管道内移动的同时采集声信号，以此判断泄漏位置和大小。国内天津大学开发了一种系缆式管道内检测系统。该检测系统搭载声学传感器进行泄漏检测，其更加接近泄漏点，该方法具有检测与定位精度高，误报率小的优点。

为了提高泄漏识别率，需要开发有效的管道泄漏声信号识别方法。目前，大多使用机器学习算法进行管道泄漏声信号识别，例如支持向量机[9–12]、人工神经网络[13–14]、贝叶斯学习[15]等。Xiao 等利用 1 mm、3 mm、5 mm 的泄漏孔模拟泄漏，提取标准差、小波平均频率、绝对平均值等信号特征，使用支持向量机对不同直径的泄漏孔进行模式识别[10]。El-Zahab 等分别使用支持向量机、决策树、贝叶斯学习方法进行泄漏声信号识别，其研究对象为3 L/min～15 L/min 的泄漏，主要适用于大泄漏的识别[12]。Li 等对 1.2 L/min～8.4 L/min 泄漏量的测量信号进行特征提取，获取均值、峰值频率等时域或者频域特征，使用人工神经网络分类器进行模式识别[13]。上述方法研究了泄漏速率较大的情况，当管道泄漏速率较小时，识别方法识别性能可能会降低。除此之外，以上讨论的识别方法[9–15]均为通过人工提取的信号浅层特征进行泄漏识别，特征提取依赖于科研人员的经验，提取难度大，适用范围小，泛化能力弱。利用泄漏信号隐藏的深层特征，实现特征的自动提取和模式识别是目前研究的热点问题。

最近，深度学习已成为最成功的机器学习方法之一，卷积神经网络(Convolutional Neural Networks，CNN)在环境声音分类、语音识别、音乐流派分类等领域得到广泛的应用[16–18]。将CNN应用到管道泄漏识别领域是一种新的研究思路。

针对上述问题，本文提出了一种基于CNN的管道声学信号识别方法。首先，搭建实验平台，收集不同位置、压力、泄漏速率的声信号来构建数据集，以增加方法的鲁棒性；其次，使用多窗谱谱减法(Multi-taper Spectral Subtraction，MTSS)去除背景噪声；最后，自行设计3层网络结构，将去噪后的声信号的时频图输入经过训练的CNN网络，进行泄漏识别。

1　方法

下面是本文提出的管道声学信号识别方法的介绍。图1表示了所提出方法的总体架构，该方法主要包括3个部分：(1) 使用MTSS对声学信号去噪；(2) 将去噪后的信号转化为含有泄漏特征的特征图；(3) 使用CNN对特征图进行泄漏识别。

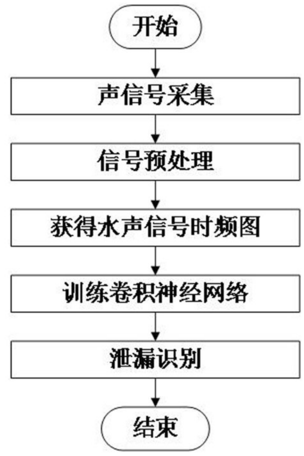


图1　泄漏识别方法流程图

1.1　MTSS算法

多窗谱方法(Multi-taper Method，MTM)由Thomson提出[19–21]，使用一个正交的锥形窗集合分别求信号的谱，之后求其平均值，可得到比常规周期图法更准确的谱估计。

MTSS的具体步骤为：

对于原始声学信号$x(n)$加窗并分帧后得到$x_i(m)$，i表示第i帧。对$x_i(m)$进行快速傅立叶变换(FFT)，获得其幅度谱$|X_i(k)|$和相位谱$\theta_i(k)$。在i帧前后共取3帧进行平均，计算平均幅度谱$|\bar{X}_i(k)|$：

$$\left|\bar{X}_i(k)\right| = \frac{1}{3}\sum_{j=-1}^{1}\left|X_{i+j}(k)\right| \tag{1}$$

使用MTM计算分帧后的信号$x_i(m)$的功率谱密度$P(k,i)$。在i帧前后共取3帧对$P(k,i)$进行平滑，求得信号第k帧的平均功率谱密度$\bar{P}(k,i)$：

$$\bar{P}(k,i) = \frac{1}{3}\sum_{j=-1}^{1}\left|P(k,i+j)\right| \tag{2}$$

以相同原理可以求出噪声的平均功率谱密度$\bar{D}(k)$，其中，$\bar{D}(k,i)$为噪声第k帧的平均功率谱密度，N为噪声总帧数：

$$\bar{D}(k) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\bar{D}(k,i) \tag{3}$$

求得谱减后的幅度谱$|\hat{X}_i(k)|$：

$$\left|\hat{X}_i(k)\right| = \begin{cases} \dfrac{\bar{P}(k,i) - \alpha\bar{D}(k)}{\bar{P}(k,i)}\cdot\left|\bar{X}_i(k)\right| & \bar{P}(k,i) \geq \alpha\bar{D}(k) \\ \dfrac{\beta\bar{D}(k)}{\bar{P}(k,i)}\cdot\left|\bar{X}_i(k)\right| & \bar{P}(k,i) < \alpha\bar{D}(k) \end{cases} \tag{4}$$

式中：α 为过减因子且 $\alpha>1$，β 为增益补偿因子且 β 一般取0.002[19–20]。

根据 $\left|\hat{X}_i(k)\right|$ 计算去噪后信号 $\hat{x}_i(m)$：

$$\hat{x}_i(m)=\mathrm{IFFT}\left\{\left|\hat{X}_i(k)\right|\cdot\exp\left[\mathrm{j}\theta_i(k)\right]\right\} \tag{5}$$

1.2 CNN算法

CNN是一种具有表征学习能力的前馈神经网络。为了进行管道泄漏识别，同时发挥CNN的优势，本文提出了一种改进的CNN网络：

(1) 由于声信号是一维信号，使用CNN对声信号进行识别一般先分帧，再直接输入一维CNN进行特征提取。这种方法设计的CNN主要对信号在时域范围内进行特征提取，难以获取信号的频谱特征。本文先对声信号进行短时傅里叶变换(short-time Fourier transform，STFT)，将一维数据转化为二维数据，两个维度分别代表信号的时域和频域信息，之后输入CNN进行模式识别。

(2) 针对管道声学信号特点设计的网络，采用3层卷积层和3层池化层进行特征提取，使用2层全连接层进行管道泄漏声学信号分类。图2显示了本文设计的CNN的具体结构。

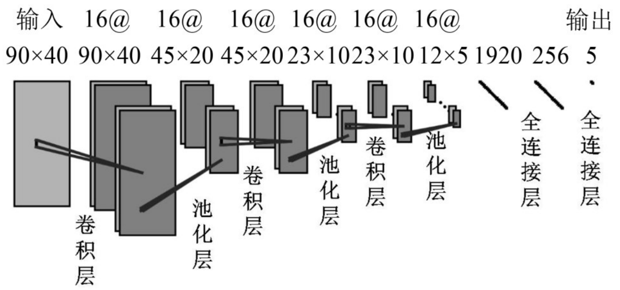


图2 本文设计的CNN结构示意图

(3) 结合声学信号时频图的特征，将卷积核确定为长方形。此外，考虑到使用小而深的卷积核可以达到与大的卷积核相同的效果，同时具有减少参数、泛化性能强的优点，因此卷积层前2层使用5×1的长方形卷积核，第三层使用3×3的正方形卷积核。

为了减少冗余信息，增强特征，在每层卷积层的后面都使用最大池化的方法进行下采样。池化层的尺寸为2×2，步长为2。

2 实验研究

2.1 实验装置

为验证所提出的管道声学信号识别方法的性能，搭建实验平台并进行实验。图3为实验平台的布置示意图。管道为长12 m、外径220 mm、内径216 mm的钢管。

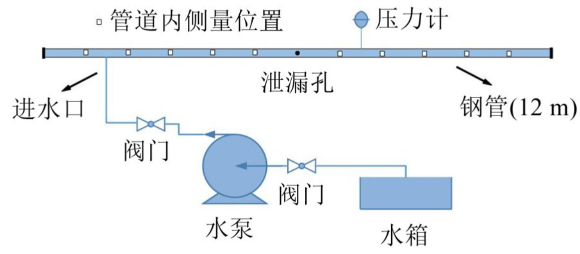
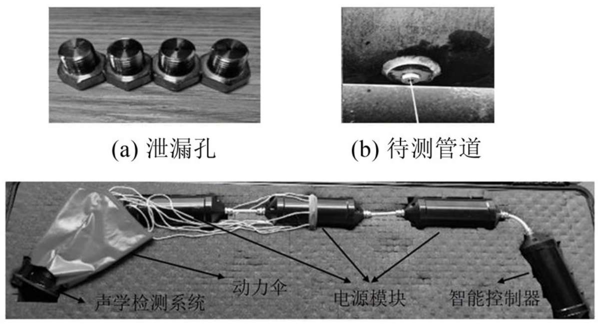


图3 实验平台布置示意图

如图4(a)、图4(b)所示。使用泄漏孔模拟现实中的泄漏场景，泄漏孔位于管道中心位置，距离管道两端各6米。本文研究的泄漏孔直径分别为0.4 mm、0.6 mm、0.8 mm和1 mm。考虑到供水管道的压强一般为0.3 MPa～0.5 MPa，选择0.3 MPa和0.5 MPa两个典型的压力值模拟实际场景。实验时分别把检测装置放在距离泄漏孔1 m、2 m、3 m、4 m、5 m处实验。



(a) 泄漏孔 (b) 待测管道

(c) 管道内检测设备

图4 实验装置图

设计了一种系缆式管道内检测器，如图4(c)所示。该检测器头部装有动力伞结构，可以利用管道内流体动力推动检测器在管道内前进。该检测器能够更加接近泄漏点，因此具有更高的检测灵敏度。此外，由于采用系缆式节状结构，因此相比于采用传统PIG和球形检测器更加灵活，更容易回收，具有很好的应用前景。

考虑到内检测器需要将传感器置于管道内部，这样对传感器的尺寸具有严格的限制。因此，声学传感器使用自制高性能全指向性MEMS麦克风，该麦克风相比于水听器体积更小，灵敏度为−45 dB。频率范围为20 Hz～20 000 Hz。采集系统采样频率为44.1 kHz，略大于人耳听力上限的两倍。考虑到实验管道长度有限，实验时拆下带有声学检测系统的测量节(图4(c)中左侧第1节)进行实验。

2.2 信号去噪

由采集系统采集到的声信号一般都含有噪声，首先需要对信号进行去噪。使用MTSS降噪，根据参考文献[19–20]的建议，过减因子 α 与信号的信噪

比和实际信号有关，需要根据实验进行选择。为了设置合适的参数，将RESON TC4013水听器测得的实际泄漏信号作为纯净信号，使用MATLAB2014a在纯净信号中添加高斯白噪声，得到带噪信号。采用去噪后提高的信噪比作为去噪结果的评价指标。

图5显示了过减因子α与提高的信噪比之间的关系图。从图中可以看出，设置初始信噪比分别为−5、0、5，提高的信噪比达到最高时α分别为1.8、2、2.2。因此，考虑到实际测得的信号的信噪比在0附近，设置过减因子$\alpha = 2$。

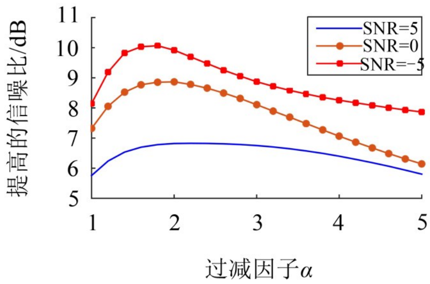


图5 过减因子α与提高的信噪比关系图

图6表示0.5 MPa压力、测量点距离泄漏孔1 m处的条件下不同泄漏孔去噪前后信号波形图。从图6中可以看出，去噪前信号由于毛刺较多，泄漏和小泄漏情况下的信号难以分辨；去噪后无泄漏情况下的信号趋于平坦，小泄漏情况下的信号的毛刺被去除，信号的关键成分被保留，去噪取得了明显的成效。

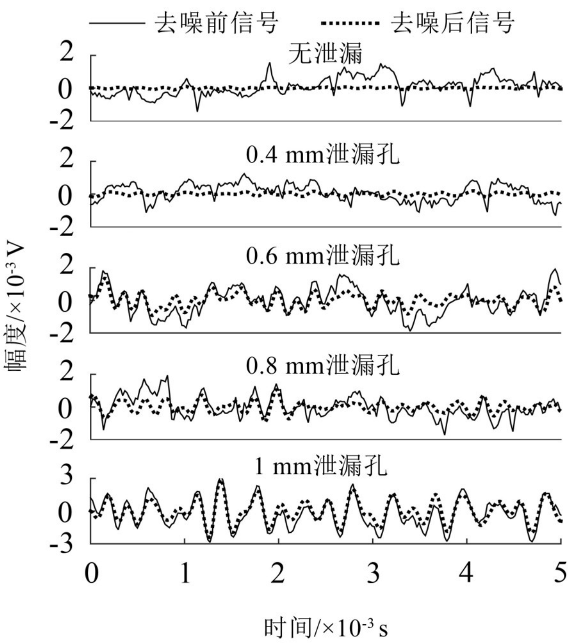


图6 不同泄漏孔去噪前后信号波形图

图7是不同条件下声信号时频图。从图7中第一行可以看出，由于麦克风底噪等因素的影响，原始信号在频域内主要表现为宽频带特征，信号的特征被噪声掩盖；尤其是无泄漏和小泄漏情况下的原始信号较为相似，难以分辨。使用MTSS算法进行去噪后，如图7第二、第三行所示，无泄漏情况下的噪声基本被滤除，而小泄漏情况下的信号特征仍能够保留，有利于下一步的分类工作。此外，从图7中第4行可以看出，随着测量距离的增加，声信号发生衰减，高频信号衰减快，低频信号衰减慢，但总体的频谱特征保持基本一致。

考虑到现有文献使用泄漏速率或泄漏孔直径描述泄漏场景[9-15]，为了方便与已有的方法进行对比，对人工模拟泄漏的泄漏速率进行测量，图8绘出了压力、泄漏孔直径与实际测量得到的泄漏速率的关系。

3　实验结果及讨论

3.1　信号特征图生成与训练

声信号的采样频率为44.1 kHz，将去噪后的信号在时域内进行分帧，设置帧长为1 024个点，对应时域范围为23 ms，窗函数为汉宁窗，两个相邻的帧之间有50 %重叠，获得分帧后序列$x_i(n)$。对每一帧做FFT，获得其幅度谱$X_i(k)$。参考文献[22]指出，在4.3 kHz以上声压谱变得复杂；而且，与低于4.3 kHz的频谱相比，声能比较弱。因此，选择4.3 kHz作为泄漏识别的上限频率，同时考虑到实际工程应用过程中的低频噪声扰动，选择下限频率为500 Hz。在幅度谱中根据研究需要取第12～102个点(对应频率范围为500 Hz～4 394 Hz)。将相邻的40帧组成一张图片，得到的图片尺寸为90×40。图像的特征提取流程图如图9所示。

将样本的70 %作为测试集，30 %作为验证集。改变压力、测量点距泄漏点距离和泄漏孔直径大小，所获得训练集总数为18 382，测试集总数为7 878。获取的数据数量如表1所示：

表1 训练集与测试集数量表

	正常	泄漏			
		0.4 mm	0.6 mm	0.8 mm	1 mm
训练集	5 724	3 257	3 173	3 036	3 192
测试集	2 453	1 396	1 360	1 301	1 368

CNN使用TensorFlow1.14.0和python3.7实现。使用Adam optimizer梯度下降法训练网络，Adam的参数设置为：learning rate=0.001。损失函数设置为交叉熵，batchsize设置为64。为了加快训练速度且避免梯度消失问题，使用Leaky ReLU作为激活函数。

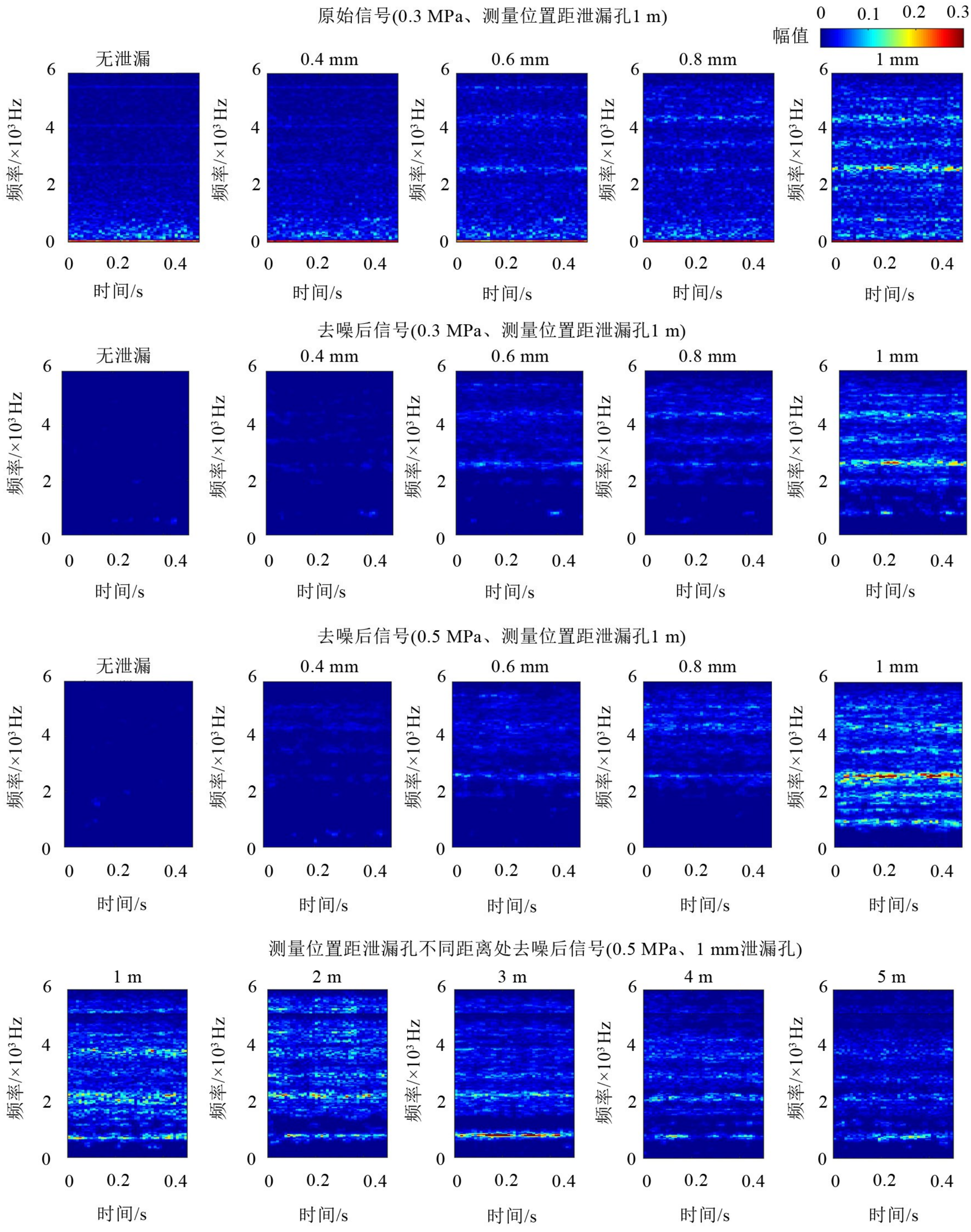


图 7 不同条件下声信号时频图

3.2 模型识别结果与分析

使用混淆矩阵对分类算法的性能进行评估。对于本文提出的识别算法，混淆矩阵如表2所示。混淆矩阵的横轴代表真实类型，纵轴代表预测类型，中间的数据代表对应的样本数量；主对角线上的数据为预测正确的样本数(图中加粗显示)。表3给出了不同方法的识别正确率。

对表2和3进行联合分析可以发现，无泄漏和1 mm泄漏的识别率较高，可以达到97 %以上；所有类别泄漏孔的识别正确率均能够到92 %以上；平均识别准确率达到了95.28 %。

为了显示本文所提出的管道泄漏识别方法的优越性，将其与基于AlexNet[23]和支持向量机(Support vector machine, SVM)[10, 13–14, 24]的机器学习方法进行

表 2 基于CNN的分类结果混淆矩阵

		真实类型				
		正常	0.4 mm	0.6 mm	0.8 mm	1 mm
预测类型	正常	2 395	58	0	0	0
	0.4 mm	22	1 315	42	16	1
	0.6 mm	7	82	1 254	12	5
	0.8 mm	1	5	75	1 203	17
	1 mm	0	1	3	25	1 339

比较。AlexNet为经典的CNN网络，基于AlexNet的识别结果如表3第3行所示。

表 3 不同分类方法识别准确率/(%)

类型	正常	0.4 mm	0.6 mm	0.8 mm	1 mm	总计
CNN	97.64	94.20	92.21	92.47	97.88	95.28
SVM	81.94	71.13	82.21	73.94	92.76	80.63
Alex-Net	85.53	86.46	87.94	80.01	93.20	86.53

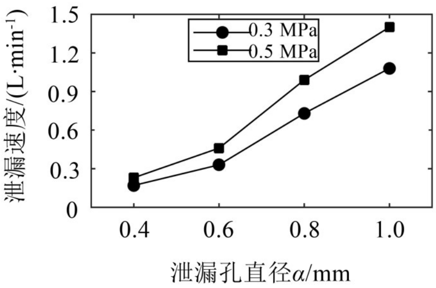


图 8 泄漏孔直径与泄漏速率关系图

SVM是管道泄漏识别常用的机器学习方法，提取去噪后的声信号特征后将其输入到SVM中。提取的特征为：标准差，频率质心，绝对均值，均方根值和短时能量，这是文献中最常用的特征[10, 13–14, 24]。图9显示了前3个特征的散点图：标准差，频率质心和绝对均值。从图10中可以看出，当泄漏孔直径接近时，泄漏信号的特征向量非常接近，这会影响到SVM的识别性能。

从表3中可以看出，本文提出的管道泄漏声信号识别方法的平均识别率高于SVM和AlexNet方法。对于不同的泄漏场景，SVM和AlexNet方法对泄漏孔直径为1 mm的泄漏识别效果较好，对于剩余的泄漏场景分类效果不佳，准确率均低于88 %。结果表明，所提出的方法在泄漏识别领域是有效的。

4 结 语

本文提出了一种基于CNN的管道泄漏声信号识别方法。为了验证本文提出的识别方法的性能，搭建实验平台，采集不同条件下的泄漏声信号；用MTSS去除该信号背景噪声，并通过计算得到去噪

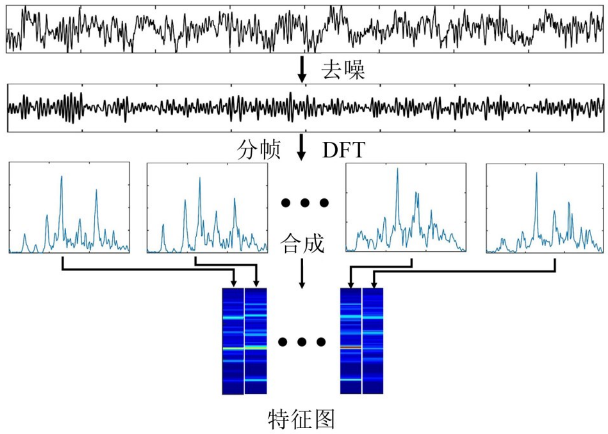


图 9 图像特征提取过程图

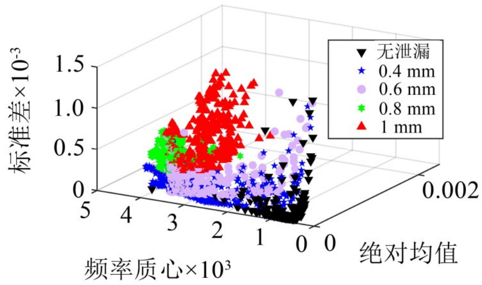


图 10 声信号3个特征的散点图

声信号的时频图；将时频图作为数据集输入CNN系统。结果表明，本文提出的方法的平均识别准确率为95.28 %。同时，与SVM和AlexNet方法的识别性能进行比较，可知本文的方法具有明显优势，可用于管道泄漏声学内检测领域。但本文的实验数据均在实验室条件下测得，下一步可考虑在现场管道中部署系缆式管道内检测系统，获得更多的数据集，进而优化本文提出的方法。

参考文献：

[1] PARRY B, MACTAGGART R, TOERPER C. Compensated volume balance leak detection on a batched LPG pipeline[C]//Proceedings of the International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering. 1992: 501.

[2] 毛汉领，黄文，包家福，等. 自来水管网泄漏检测方法的研究[J]. 噪声与振动控制，2002(2)：20-23.

[3] 李胜国，马旭卿，刘遥，等. 埋地燃气管道泄漏点示踪定位技术分析[J]. 中国公共安全(学术版)，2018(4)：51-55.

[4] 陈朋超，蔡永军，李俊，等. 基于改进型马赫-曾德干涉仪原理的管道安全预警系统研究[J]. 传感技术学报，2009，22(11)：1661-1664.

[5] FUCHS H V, RIEHLE R. Ten years of experience with leak detection by acoustic signal analysis[J]. Applied Acoustics, 1991, 33(1): 1-19.

[6] THOMPSON M, CHAPMAN C J, HOWISON S D, et al. Noise generation by water pipe leaks[C]// Study Report of 40th European Study Group with Industry, 2001: 1-4.

[7] KHULIEF Y A, KHALIFA A, BEN MANSOUR R, et al. Acoustic detection of leaks in water pipelines using measurements inside pipe[J]. Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice, 2012, 3(2): 47-54.
[8] 杨进，文玉梅，李平. 自来水铸铁管道泄漏声信号频率特征研究[J]. 应用声学，2006(1)：30-37.
[9] 文玉梅，张雪园，文静，等. 依据声信号频率分布和复杂度的供水管道泄漏辨识[J]. 仪器仪表学报，2014，35(6)：1223-1229.
[10] XIAO R, HU Q F, LI J. Leak detection of gas pipelines using acoustic signals based on wavelet transform and Support Vector Machine[J]. Measurement, 2019, 146: 479-489.
[11] DIAO X, JIANG J, SHEN G, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines [J]. Mechanical Systems and Signal Processingm, 2020, 143: 1-17.
[12] EL-ZAHAB S, ABDELKADER E M, ZAYED T. An accelerometer-based leak detection system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 276-291.
[13] LI S, SONG Y, ZHOU G. Leak detection of water distribution pipeline subject to failure of socket joint based on acoustic emission and pattern recognition[J]. Measurement, 2018, 115: 39-44.
[14] ZADKARAMI M, SHAHBAZIAN M, SALAHSHOOR K. Pipeline leakage detection and isolation: An integrated approach of statistical and wavelet feature extraction with multi-layer perceptron neural network (MLPNN) [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2016, 43: 479-487.
[15] POULAKIS Z, VALOUGEORGIS D, PAPADIMITRIOU C. Leakage detection in water pipe networks using a Bayesian probabilistic framework[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2003, 18(4): 315-327.
[16] ABDEL-HAMID O, MOHAMED A R, JIANG H, et al. Convolutional neural networks for speech recognition[C]// IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2014, 22(10): 1533-1545.
[17] CAO J W, CAO M, WANG J Z, et al. Urban noise recognition with convolutional neural network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(20): 29021-29041.
[18] 吴磊，纪国宜. 卷积神经网络在在线结构健康监测中的应用[J]. 噪声与振动控制，2019，39(4)：200-204.
[19] BOLL S F. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction[J]. Acoustics Speech and Signal Processing IEEE Transactions on, 1979, 27(2):113-120.
[20] HU Y, LOIZOU P C. Speech enhancement based on wavelet thresholding the multitaper spectrum[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Proceessing, 2004, 12 (1): 59-67.
[21] THOMSON D J. Spectrum estimation and harmonic analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 1982, 70(9): 1055-1096.
[22] 郭世旭. 基于球形内检测器的长输管道微小泄漏检测关键技术研究[D]. 天津：天津大学，2015.
[23] ZHOU M, PAN Z, LIU Y, et al. Leak detection and location based on ISLMD and CNN in a pipeline[J]. IEEE Access, 2019, 7: 30457-30464.
[24] 焦敬品，李勇强，吴斌，等. 基于BP神经网络的管道泄漏声信号识别方法研究[J]. 仪器仪表学报，2016，37(11)：2588-2596.

（上接第41页）

[8] 余依伦，许弘雷，谢翔，等. 基于多种群遗传算法的水下吸声覆盖层结构参数优化设计[J]. 科学技术与工程，2017(2)：5-10.
[9] 张冲，何世平，易少强. 静压下球形空腔吸声覆盖层的建模与性能分析[J]. 船舶力学，2016，20(7)：909-916.
[10] 陶猛，王广玮. 基于遗传算法的圆柱空腔吸声覆盖层参数优化研究[J]. 振动与冲击，2014，33(2)：20-25.
[11] ZHAO H, WEN J, YU D, et al. Low-frequency acoustic absorption of localized resonances: Experiment and theory [J]. Journal of Applied Physics, 2010, 107(2): 1734.
[12] WANG Z, HUANG Y, ZHANG X, et al. Broadband underwater sound absorbing structure with gradient cavity shaped polyurethane composite array supported by carbon fiber honeycomb[J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 479: 115375.
[13] 苏宏升，殷凯乐. 基于Nelder-mead单纯形法的改进人工蜂群算法研究[J]. 计算机工程与应用，2016，52(24)：50-56.
[14] SHI K, JIN G, LIU R, et al. Underwater sound absorption performance of acoustic metamaterials with multilayered locally resonant scatterers[J]. Results in Physics, 2019,12: 132-142.