

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.202412898

基于声-压信号融合的城市供水管道泄漏监测*

张 祎, 李素贞

(同济大学土木工程学院 上海 200092)

摘要: 高效监测城市供水管道漏损对于节约水资源和保障居民用水安全具有重要意义。现有泄漏检测方法主要依赖于单一信号,单一信号因其自身局限性或对小泄漏引起的微小波动不敏感或易受管道正常运行行为干扰,无法通过识别方法层面解决。研究基于声学信号和压力信号各自优势,建立基于声-压信号融合的泄漏监测策略,有效解决了声信号误报率高与压力信号漏报率高的问题,提高了检测系统精度。在某长距离在役供水管道进行泄漏模拟原位测试验证泄漏监测策略的识别效果并讨论两类流体参数信号的可识别距离。经验证,所提策略使误报率降低 6.02%,漏报率降低 4.57%。

关键词: 供水管道;内流参数监测;自适应降噪;数据融合;泄漏识别

中图分类号: TU991.36 TN911.7 TH86 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Leakage monitoring of urban water supply pipelines based on fusion of acoustic-pressure signals

Zhang Yi, Li Suzhen

(College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Efficient monitoring of leakage in urban water supply pipelines is of paramount importance for conserving water resources and ensuring the safety of residential water use. Existing leakage detection methods mainly rely on a single type of signal. Due to the inherent limitations of single signals, they are either insensitive to the minor fluctuations caused by small leaks or susceptible to interference from normal pipeline operations, which cannot be resolved through identification methods alone. This study exploits the respective advantages of acoustic and pressure signals and establishes a leakage monitoring strategy based on fusion of acoustic-pressure signals, effectively addressing the issue of high false positives in acoustic signals and high false negatives in pressure signals. The proposed strategy was validated through in-situ leak simulation tests on a long-distance operational water supply pipeline, evaluating the detection effectiveness and discussing the identifiable distance for both types of fluid parameter signals. The results demonstrate that the proposed strategy reduces the false alarm rate by 6.02% and the miss detection rate by 4.57%.

Keywords: water supply pipeline; internal pipeline parameters monitoring; adaptive denoising; data fusion; leakage identification

0 引言

随着经济发展和城市建设,我国的供水管道保有量逐年提升,因管线老化、第三方破坏等原因引起的供水管道泄漏事故时有发生。据统计,2023 年全年我国地下管线破坏事故共 1 964 起,其中供水管道事故占 1 074 起^[1],占总事故的 54.6%。供水管道泄漏事故引起的资源浪费、用水安全隐患等问题严重影响城市生产、生活的

正常进行,故对供水管道漏点位置的有效识别是目前亟需解决的问题。

随着传感器和通信技术的发展,基于声发射、光纤信号、流体压力、流体声波的泄漏定位方法得到了广泛的研究^[2-5]。在这些方法中,基于声发射和光纤信号的方法需要采集泄漏引起的管道或土体的振动,而基于管道内压和流体声波的方法则是直接采集泄漏引起的流体参数变化。由于泄漏引起的压力波沿管道及土体衰减快,因此该类方法的检测距离较短。基于内参

数的流体声波及压力技术因其成本低、灵敏度高、检测距离长等优点,在管道泄漏的监测检测领域得到了广泛的应用^[6]。

目前,基于流体内参数的方法供水管道大致可分为瞬态波法(主动方法)和数据驱动方法(被动方法)两类。瞬态波法^[7]利用流体快速的流动变化引起瞬态波,由于泄漏会改变管道系统原有的属性,因此根据管道响应利用逆瞬态分析(inverse transient analysis, ITA)^[8]、匹配场处理(matched-field processing, MFP)^[9]等方法即可倒推泄漏的发生与漏点位置。但由于该类方法需要主动对管道施加外部激励引起瞬态波,对于管径相对较大的城市供水管道,该方法并未得到广泛使用。数据驱动方法依托历史数据,利用各种机器学习算法分析各种有无漏工况下的数据,从而进行泄漏识别。由于数据驱动的方法只需要运行数据和历史信息,并不依赖于物理模型,因此它们在管道泄漏检测监测方面引起极大关注并突显出应用前景。目前,支持向量机(support vector machine, SVM)、XGBoost、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、快速独立成分分析(fast independent component analysis, FastICA)等多种机器学习算法被广泛应用于泄漏检测领域。El-Zahab等^[10]比较了SVM、决策树(decision tree, DT)和朴素贝叶斯(naive bayes, NB)以确定泄漏。郎宪明等^[11]提出双支持向量机方法,可有效检测多点泄漏。刘名杨等^[12]改进了FastICA方法,将时域扩展到复数域,有效分离支管流致噪声的干扰。对于数据分析方法,提取有效的泄漏特征对识别结果有非常重要的影响^[13],本文除数据特征之外,还将引入物理特征进行泄漏识别。

随着智慧水务体系的构建与发展,SCADA(supervisory control and data acquisition)系统被多地水务系统广泛应用并逐步升级。SCADA集实时数据监控、远程集中控制与多渠道预警等功能于一体,可实现对整个供水系统的监测与控制。目前SCADA系统多选择流量和压力两类信号的低频监测,可对整个管网进行实时监测,但由于信号特性与采样频率的局限,目前仍难以实现小规模泄漏的及时预警,而内流声信号可以准确捕捉的小泄漏引起的声波变化,弥补此空缺。因此对于供水管道系统,可以基于原有SCADA系统的传感器测点,增加布设水听器以同时采集流体声信号,实现基于多传感器多种数据融合的供水管道泄漏监测,提升SCADA系统的性能。

基于内压与流体声信号的泄漏检测方法各有优缺点,基于内压的方法可以获得管道远距离返回的压降信号,但对管道的小泄漏不敏感,容易产生漏报^[14];而基于声信号的方法虽然可以准确捕捉到小泄漏的发生,但高灵敏度的声学传感器容易受到环境噪声的影响,产生误

报^[15]。因此,融合声-压信号进行可以很好地规避信号各自的缺点,从而得到最优的识别结果,对于实际工程中泄漏预警具有重要的意义,既可以及时发现微小泄漏,又可以避免漏报引起的人力资源浪费。

研究分为信号降噪-泄漏模型-泄漏监测策略3个部分。首先利用基于自适应VMD方法对原始信号进行降噪;然后建立泄漏模型,利用SVM方法对两类内参数信号进行泄漏识别;最后提出基于声-压信号融合的泄漏监测策略,形成一套完整的城市供水管道泄漏监测流程。目前,各种泄漏检测方法大多在实验场地下进行验证,缺乏在实际工程中的应用,本文在某在役供水管道进行泄漏原位测试,与单一类型信号检测结果进行比较,验证所提方法在实际工程中的有效性与可行性。

1 基于变分模态分解(VMD)的泄漏信号自适应降噪

1.1 VMD原理

VMD作为一种信号分解方法,其在频域内求解变分优化问题,从而估计信号分量。VMD通过构造并求解变分问题,将原始信号分解成 k 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量。求解过程通过迭代获得变分问题的最优解,进而确定各个分量的频率中心和带宽。VMD构造的约束变分问题表示为^[16]:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = x \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 为输入信号; t 为时间; δ 为狄拉克分布; $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为原始信号 x 经分解得到的 k 个IMF分量。

可以通过增广拉格朗日(Lagrangian)函数将约束变分优化问题转化为无约束变分优化问题求解式(1)。在此过程中引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ ,增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \\ \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

通过交替方向乘子算法(alternate direction method of multipliers, ADMM)获得式(2)的鞍点,并对 u_k 、 ω_k 和 λ 进行迭代直至获得最优解,最终得到各固有模态函数 $\{u_k\}$ 及其对应的中心频率 $\{\omega_k\}$ 。

1.2 基于信息熵的参数优化

假设一维随机序列 $x = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$,若取得 x_i 的概率服从概率分布 $p(x_i)$,那么该随机序列的信息熵

$H(x)^{[17]}$ 可表示为:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (3)$$

$H(x)$ 越大, 概率分布 $p(x_i)$ 的不确定度就越高, 即系统的混乱程度越高。该指标可以用来反映随机序列 x 的不确定性。

VMD 信号分解虽然是一种有效的信号分解方法, 但是该算法在分解前需人为事先确定 IMF 分量个数 k , 而 k 的取值则直接影响到原始信号的分解效果, k 值过大会导致原始信号过度分解, 无法保留完整的有效信号频段; k 值过小会导致信号频段混叠, 无法提取有效频段, 因此在分解前需确定最优的 k 值。

综上, 为了得到信号的最优分解效果, 首先需要优化 k 的取值。信息熵 (式 (3)) 是一种描述系统不确定性的无量纲指标, 因此可以用于判别重构信号的降噪效果。重构信号的降噪效果越好, 对应的信息熵越小。当信息熵最小时, 降噪效果最好, 认为此时的 k 值是最优的。

在计算不同 k 值对应的重构信号信息熵之前, 需先筛选有效 IMF 分量进行信号重构。

1.3 IMF 分量筛选及信号重构

传统的有效 IMF 分量筛选方法大多依赖于经验参数的设置, 需提前知道背景噪声和有效信号各自的特征才能判断各个 IMF 分量的有效性。为解决这个问题, 本文利用相关性分析方法确定有效 IMF 分量。当管道周围没有固定强干扰时, 可以认为两路传感器信号中的噪声是不相关的^[18], 而压力信号和声信号是相关的。

本文在被测管段的两端均布设有传感装置, 将一端采集到的信号作为检测信号, 将另一端同步采集到的信号作为参考信号, 计算检测信号的每一个 IMF 分量与参考信号的相关系数, 当相关系数高时, 则认为该分量为有效分量。

对于城市供水管道, 当管道工况处于正常运输的情况下, 一些常规的外部影响或者运维操作, 如车辆运行、设备检修等因素同样会干扰到管道内流参数。因此, 对于泄漏工况下的数据来说, 单单利用有泄漏工况下的信号作为参考信号, 可能无法过滤正常运输情况下的内流干扰。因此, 本文另选取了检测信号位置处传感器采集到的管道无漏工况下正常运输的信号作为参考信号, 当检测信号的 IMF 既与有漏工况下的参考信号相关系数高同时又与无漏工况下的参考信号相关系数低, 即认为是有效分量并进行信号重构。

第 k 个 IMF 分量与参考信号的相关系数定义为:

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{k_i} - \bar{u})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (u_{k_i} - \bar{u})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

式中: u_k 表示检测信号的第 k 个 IMF 分量; y 表示参考信号。

当 IMF 分量与原始信号之间的相关系数较高时, 它被认为是有效分量。通常, $0.00 \sim \pm 0.30$ 的相关系数被认为是弱相关, $\pm 0.30 \sim \pm 0.50$ 被认为是中等相关的, $\pm 0.50 \sim \pm 0.80$ 被认为是显著相关的, $\pm 0.80 \sim \pm 1.00$ 被认为是高度相关的^[19]。本文选择 ± 0.40 作为相关系数的临界值, 选取与有漏工况下的参考信号的相关系数绝对值高于 0.4 同时又与无漏工况下的参考信号相关系数低与 0.4 的 IMF 分量进行信号重建。

综上, 基于 VMD 的泄漏信号自适应降噪流程如图 1 所示, 其中 r_{xy_1} 为检测信号与有漏工况下参考信号相关系数的绝对值; r_{xy_2} 为检测信号与无漏工况下参考信号相关系数的绝对值。

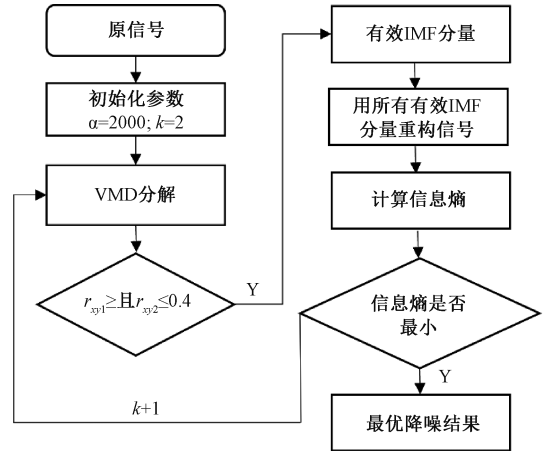


图 1 基于 VMD 的泄漏信号自适应降噪流程

Fig. 1 Adaptive denoising process for leakage signals based on VMD

2 基于内压与声信号的泄漏识别模型

基于数据驱动的方法能够有效处理多参量及多元数据的复杂问题, 完成从特征空间到系统状态空间的信息映射。本文的工作在原始信号经自适应 VMD 降噪之后, 利用 SVM 方法进行泄漏识别, 该方法在小样本及非线性的条件下有独特优势, 可以对供水管道实现较为精确的泄漏诊断。

2.1 特征选择

提取有效的特征可以有针对性地表征原始数据中的管道运行状态信息, 从而提高识别性能以及降低训练难度。原始内压信号与声信号经降噪处理后选取信号特征 (如表 1 所示) 并进行特征排序。

表 1 信号特征
Table 1 Signal features

时域	表达式	频域	表达式
峰值	$\max(x)$	均值频率	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$
均方根	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	重心频率	$\frac{\sum_{i=1}^N X_i f_i}{\sum_{i=1}^N X_i}$
峰值因子	$\frac{\max(x)}{\text{rms}(x)}$	中值频率	$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N X_i$
波形因子	$\frac{\text{rms}(x)}{E(x)}$	峰值频率	$f_i \mid X_i = \max(X)$
脉冲因子	$\frac{1}{N} \frac{\max(x)}{\sum_{i=1}^N x_i }$	均方频率	$\frac{\sum_{i=1}^N X_i f_i^2}{\sum_{i=1}^N X_i}$
短时能量	$\sum_{i=1}^N x_i^2$	均方根频率	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N X_i f_i^2}{\sum_{i=1}^N X_i}}$
峰度	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\text{std}(X)} \right)^4$		
裕度因子	$\frac{\max(x)}{x_r}$		
峭度	$\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4} \right)^{\frac{1}{4}}$		
峭度因子	$\frac{E((X - \bar{x})^4)}{\text{std}(x)}$		

表 1 中, $x = (x_1, x_2, \cdots, x_i, \cdots, x_N)$ 为泄漏噪声的时域信号; $X = (X_1, X_2, \cdots, X_i, \cdots, X_N)$ 为其对应的频谱及频率 $f = (f_1, f_2, \cdots, f_i, \cdots, f_N)$; $\bar{x}$ 为信号均值; $\text{std}(x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$ 为信号标准差; E 为期望; $x_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^{\frac{1}{2}} \right)^2$ 为方根幅值。

针对声信号,除表 1 内列举的数据特征之外,引入物理特征 β 。供水管道运行工况可以用信号的功率谱密度在 log-log 尺度上与频率的梯度进行表征,记为特征幂率 $\beta^{[20]}$ 。特征幂率 β 理论上与泄漏速度及泄漏孔径等参数无关,不受信号强度的影响,具有很好的鲁棒性,可用于多类工况下管道的泄漏检测。

表 1 中所列特征并非都含有管道运行状态的有效信

息,无关的特征不仅会增加训练的难度也会降低识别模型的性能。因此本文采用相对熵 K-L (kullback-leibler) 散度^[21]进行特征选择。K-L 散度用于衡量两个随机变量的概率密度函数分布的差异,K-L 散度越大,表明特征在不同数据类别下的分布差异性越大,越有利于区分管道的运行状态。K-L 散度表示为:

$$d_{kl} = D_{12} + D_{21} \tag{5}$$

$$D_{12} = \sum p(s | \omega_1) \log \frac{p(s | \omega_1)}{p(s | \omega_2)} \tag{6}$$

$$D_{21} = \sum p(s | \omega_2) \log \frac{p(s | \omega_2)}{p(s | \omega_1)} \tag{7}$$

式中: ω_1 和 ω_2 分别为不同数据的类别; $p(s | \omega_i)$ 为第 i 类数据下,特征 s 的条件概率密度函数。

2.2 泄漏识别模型建立

SVM 在小样本及非线性情形下有独特优势,可以实现对管道泄漏进行比较精确的诊断。因此经特征筛选后,两类信号分别建立基于 SVM 的泄漏识别模型,得到各自的识别结果。

由于内压信号和声信号各自的局限性,两个信号各自的泄漏识别结果会分别存在漏报率和误报率高的问题,因此,需在决策级将两类信号的识别结果进行融合,得到最优的识别结果。

3 基于声-压信号融合的泄漏监测策略

经泄漏模型识别后,两类信号各自得到每个样本的识别结果。压力信号容易出现漏报,而声信号容易出现误报。因此,需要结合两个信号的识别结果建立基于声-压信号融合的泄漏监测策略,降低漏报率和误报率,优化识别结果,确保监测的稳定性。

3.1 预警策略

预警策略共分为两步,第 1 步可保证最高的识别准确率(accuracy),第 2 步可减少误报率(FAR)和漏报率(FRR)。

1) 判定第 m 秒是否为高概率泄漏

将两类信号样本的识别结果分为若干集合,每个集合 $S_m = (S_{m1}, S_{m2}, \cdots, S_{mn})$ 包含了第 m 秒内某一信号的全部样本识别结果。集合 S_m 中元素只包含 1 和 -1,识别结果为 1 代表识别为泄漏,识别结果为 -1 代表识别为无漏。综合内压识别结果集合 $S_{pm} = (S_{pm1}, S_{pm2}, \cdots, S_{pmn})$ 与声信号识别结果集合 $S_{am} = (S_{am1}, S_{am2}, \cdots, S_{amn})$ 判断第 m 秒是否高概率泄漏。取值公式为:

$$R_m = \begin{cases} 1, & W_p \geq W_{op} \& W_A \geq W_{oa} \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \tag{8}$$

式中: R_m 为第 m 秒的判别结果; W_{op} 为内压信号的阈值百分比; W_{oa} 为声信号的阈值百分比; W_p 为第 m 秒 $S_{pmj} = 1$ 的

占比; W_A 为第 m 秒 $S_{Amj} = 1$ 的占比。

对于 W_{OP} 和 W_{OA} 的取值,选择识别准确率这一参数进行优化,当识别准确率达到最大值时,得到最优 W_{OP} 和 W_{OA} 。识别准确率计算公式为:

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \quad (9)$$

式中: TN 、 FN 、 TP 、 FP 分别代表正确、错误、正样本、负样本。

2) 基于内压与声信号的泄漏识别

依据 R_m 的结果,获得第 m 秒内样本点 j 的识别结果。

当 $R_m = 1$ 时,有:

$$R_{mj} = \begin{cases} 1, & \text{其他} \\ -1, & S_{pmj} = -1 \text{ 且 } S_{Amj} = -1 \end{cases}$$

当 $R_m = -1$ 时,有:

$$R_{mj} = \begin{cases} 1, & S_{pmj} = 1 \text{ 且 } S_{Amj} = 1 \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: R_{mj} 为第 m 秒内第 j 个样本点的识别结果。

当 $R_m = 1$ 即第 m 秒被判定为高概率泄漏段时,则对于该数据段内两信号的样本点 R_{mj} ,当两信号识别结果均为无漏时,认为该样本时间段下无漏,其他情况则视为有漏,可以有效减少漏报的情况;同理,当 $R_m = -1$ 即第 m 秒被判定为高概率无漏段时,则对于该数据段内两信号的样本点 R_{mj} ,当两信号识别结果均为有漏时,认为该样本时间段下有漏,其他情况则视为无漏,可以有效减少误报的情况。

3.2 预警流程

综上,基于声-压信号融合的泄漏监测流程如图2所示。

4 现场测试与结果

4.1 测试概况

现场测试在某在役供水管道开展,如图3所示。测试的目的是采集管线多种无漏及有漏工况下的内压及声压数据进行分析。测试管段为供水管道,总长 1 822.49 m,管道为 DN300 灰口铸铁管,测试管段共包含 19 个消防栓。

测试利用沿线消防栓安装传感设备以及设置泄漏点。在被测管段两端均设置一套传感装置,每套传感装置均包含高频压力传感器与水听器,被测管段内的沿线消防栓均模拟为泄漏点,通过开启消防栓防水模拟管道泄漏工况。两类传感器的采样频率均为 4 kHz,采集的数据均使用无线数据采集设备进行远端传输。

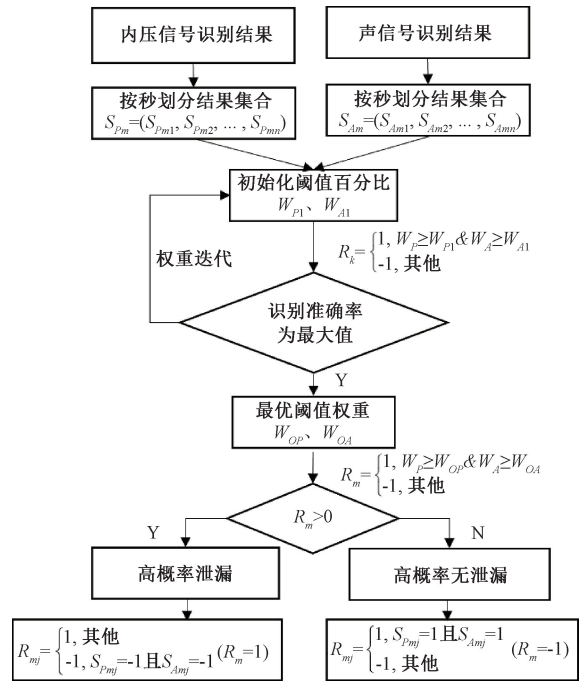


图2 基于声-压融合的泄漏预警策略流程

Fig. 2 Leakage warning strategy process based on acoustic-pressure fusion

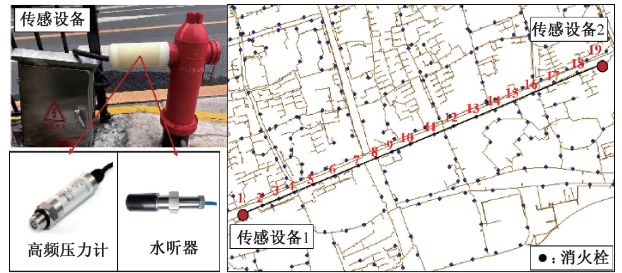


图3 测试管段消防栓与传感设备布置

Fig. 3 Layout diagram of the tested pipe segment fire hydrant

4.2 测试结果

1) 基于自适应的VMD降噪结果

根据自适应VMD降噪流程对两种类型的泄漏信号去噪,不同 k 值对应重构信号的信息熵如图4所示。

由图4可知,对于声信号,当 $k=6$ 时,信息熵具有最小值,此时的 k 值最优;对于压力信号,当 $k=5$ 时,信息熵具有最小值,说明此时的 k 值最优,重构信号中的噪声相最少,降噪效果最优。同理,可以获得无漏工况信号的最优降噪结果。

按照本文所提自适应降噪方法对有效信号进行筛选及重构,泄漏信号去噪结果如图5所示。

2) 特征选择结果

利用归一化 K-L 散度对两类信号各自做特征排序,

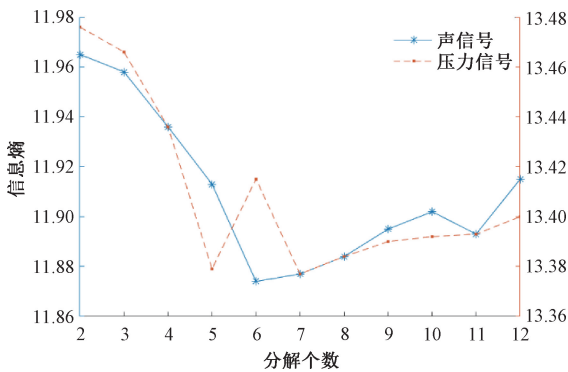
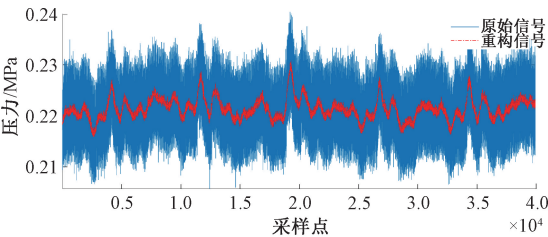
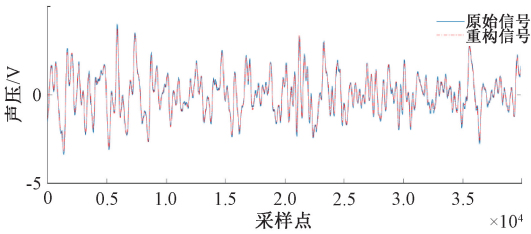


图4 不同 k 值对应重构信号的信息熵

Fig. 4 Information entropy of the reconstructed signal corresponding to different k values



(a) 高频压力信号去噪结果
(a) De-noising results of high-frequency pressure



(b) 流体声波信号去噪结果
(b) De-noising results of in-pipe acoustic wave

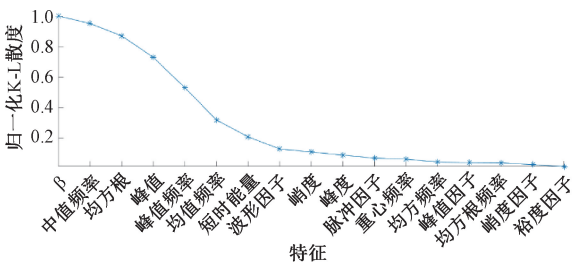
图5 去噪结果

Fig. 5 De-noising results

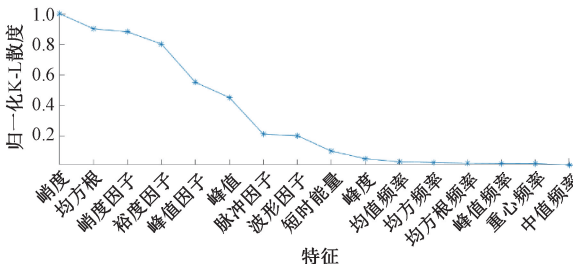
并用最大梯度筛选有效特征。如图6所示,对于声信号,峰值频率与均值频率的梯度最大,表明在峰值频率之后,其余特征对泄漏事件识别的区分度明显下降,故最终选取特征熵率 β 、中值频率、均方根、峰值与峰值频率这5个特征作为特征向量集合;同理,对于内压信号,裕度因子与峰值因子的梯度最大,表明在裕度因子之后,其余特征对泄漏事件识别的区分度明显下降,故最终选取峭度、均方根、峭度因子、裕度因子这4个特征作为最终的特征向量集合。由图6(a)可知,特征熵率 β 对应的K-L散度值最大,说明此特征在供水管道不同运行状态下的分布差异性最大,最有助于泄漏识别。

3) 基于声-压融合的泄漏监测策略识别结果

依据本文所提策略对测试数据进行分析,验证了所提策略的可行性并探究了两种传感器在城市供水管道中



(a) 声信号归一化K-L散度值
(a) Normalized K-L divergence of acoustic signal



(b) 内压归一化K-L散度值
(b) Normalized K-L divergence of pressure

图6 归一化K-L散度值

Fig. 6 Normalized K-L divergence

的最大泄漏识别距离,识别结果如表2所示。

表2 识别结果

Table 2 Identification results

信号类别		方法	Accuracy /%	FAR /%	FRR /%	$D_{\max}$ /m
现场测试1 (701 m)	声	SVM	95.20	2.49	1.72	701
	压	SVM	90.79	0.83	3.83	701
	声-压	声-压融合策略	95.88	0.48	0.96	701
现场测试2 (1 822 m)	声	SVM	93.72	6.94	2.47	1 360
	压	SVM	92.31	2.27	5.51	1 060
	声-压	声-压融合策略	94.17	0.92	0.94	1 060

表2中, $D_{\max}$ 为最大识别距离,即在两次测试长度下可准确识别泄漏的传感器与泄漏点之间两消火栓的最大距离;识别评估指标 FAR 与 FRR 计算公式为:

$$FAR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (11)$$

$$FRR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (12)$$

由表2可知,本文所提基于声-压融合的泄漏监测策略可以显著减小误报率和漏报率,提高识别准确率。此外,压力传感器的有效监测距离约为1 060 m,而在完全相同的测试条件下,水听器的距离约为1 360 m。该识别结果说明对于城市供水管道,采用声-压融合的泄漏监测策略可以有效监测管道运行状态,减少误报和漏报,做到

泄漏事故的及时发现及时处置,同时减少误报引起的人力资源浪费。

基于此,某一泄漏场景的实时监测结果如图7所示,识别准确率较高,且误报率和漏报率较低。

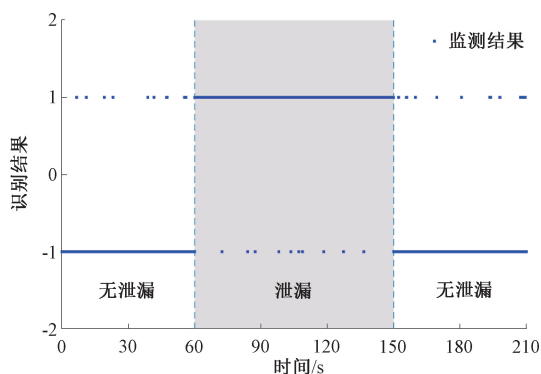


图7 泄漏实时预警结果

Fig. 7 Real-time leakage warning results

5 结 论

本文针对现有供水管道系统泄漏识别多依赖单一传感器的不足提出基于声-压融合的城市供水管道泄漏监测策略,在某长距离在役供水管道进行泄漏测试,验证所提策略的有效性并探讨了高频压力传感器与水听器在城市供水管道泄漏监测应用中的表现,得出如下结论:

1) VMD 降噪需要人为设置分解层数,本文所提方法利用多工况信号作为参考信号计算相关系数,过滤正常运输情况下的内流干扰,筛选出有效 IMF 分量进行信号重构;并根据最小信息熵确定最优的 IMF 分解个数,具有很好的自适应性。

2) 基于特征工程和 SVM 的泄漏识别模型可以有效识别泄漏,声信号的识别率达 95.2%,内压信号的识别率达 93.72%。特征提取和筛选结果表明,对于内压信号的泄漏识别,重要特征包括峭度、均方根、峭度因子、裕度因子;对于声信号的泄漏识别,重要特征包括特征幂率 β 、中值频率、均方根、峰值,特别地,特征幂率 β 这一物理特征在排序中最优,相比信号特征可以更有效地表征管道泄漏状态。

3) 泄漏综合识别结果表明,基于声-压融合的城市供水管道泄漏监测策略可以显著减小误报率和漏报率,并提高识别准确率。相比用单一信号进行识别,所提策略使误报率降低 6.02%,漏报率降低 4.57%。

4) 现场原位测试表明,高频压力传感器与水听器的有效监测距离分别约为 1 060 和 1 360 m。

参考文献

- [1] 2023 年度全国地下管线事故统计分析报告[R]. 中国测绘学会地下管线专业委员会, 2024.
2023 National underground pipeline accident statistical analysis report [R]. Underground Pipeline Professional Committee of the Chinese Society for Geodesy, 2024.
- [2] QUY T B, KIM J M. Leak localization in industrial-fluid pipelines based on acoustic emission burst monitoring[J]. Measurement, 2020, 151: 107150.
- [3] WANG J, REN L, JIA Z, et al. A novel pipeline leak detection and localization method based on the FBG pipe-fixture sensor array and compressed sensing theory[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169: 108669.
- [4] LU W Q, LIANG W, ZHANG L B, et al. A novel noise reduction method applied in negative pressure wave for pipeline leakage localization [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2016, 104: 142-149.
- [5] DUBEY A, LI Z, LEE P, et al. Measurement and characterization of acoustic noise in water pipeline channels[J]. IEEE Access, 2019, 7: 56890-56903.
- [6] LI J, ZHENG Q, QIAN ZH H, et al. A novel location algorithm for pipeline leakage based on the attenuation of negative pressure wave [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019, 123: 309-316.
- [7] CHE T CH, DUAN H F, LEE P J. Transient wave-based methods for anomaly detection in fluid pipes: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160: 107874.
- [8] MALEKPOUR A, SHE Y T. Real-time leak detection in oil pipelines using an inverse transient analysis model[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2021, 70(11): 104411.
- [9] WANG X, LIN J R, KERAMAT A, et al. Matched-field processing for leak localization in a viscoelastic pipe: An experimental study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 124: 459-478.
- [10] EL-ZAHAB S, ABDELKADER E M, ZAYED T. An accelerometer-based leak detection system [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 276-291.
- [11] 郎宪明, 王佳政, 曹江涛, 等. 基于改进 VMD 和 TWSVM 的多点泄漏检测方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(17): 271-278.
LANG X M, WANG J ZH, CAO J T, et al. Multi-point leakage detection method based on improved VMD and TWSVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(17): 271-278.

- [12] 刘名杨,杨进,郑伟,等. 支管流致噪声干扰下的复值域 EFastICA 管道泄漏声定位技术研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(9): 51-58, 65.
- LIU M Y, YANG J, ZHENG W, et al. Research on complex-valued EFastICA pipeline leakage sound localization technology under branch-induced noise interference[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(9): 51-58, 65.
- [13] SITAROPOULOS K, SALAMONE S, SELA L. Frequency-based leak signature investigation using acoustic sensors in urban water distribution networks[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 55: 101905.
- [14] KORLAPATI N V S, KHAN F, NOOR Q, et al. Review and analysis of pipeline leak detection methods [J]. Journal of Pipeline Science and Engineering, 2022, 2(4): 100074.
- [15] FAN H, TARIQ S, ZAYED T. Acoustic leak detection approaches for water pipelines [J]. Automation in Construction, 2022, 138: 104226.
- [16] 刘伯相,张远民,江竹. 基于变分模态分解的管道泄漏信号降噪方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2023, 43(2): 397-403, 416.
- LIU B X, ZHANG Y M, JIANG ZH. Pipeline leakage signal denoising method based on variational mode decomposition [J]. Journal of Vibration, Testing and Diagnosis, 2023, 43(2): 397-403, 416.
- [17] 范国良,李爱平,刘雪梅,等. 基于信息熵与 Lempel-Ziv 的拧紧设备性能评估方法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(1): 88-94.
- FAN G L, LI AI P, LIU X M, et al. Performance evaluation method of tightening equipment based on information entropy and Lempel-Ziv [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(1): 88-94.
- [18] GUO CH CH, WEN Y M, LI P, et al. Adaptive noise cancellation based on EMD in water-supply pipeline leak

detection[J]. Measurement, 2016, 79: 188-197.

- [19] 路敬祎,马雯萍,叶东,等. 基于 VMD 的声音信号增强 算法研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(10): 10-15.
- LU J Y, MA W P, YE D, et al. Research on sound signal enhancement algorithm based on VMD[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(10): 10-15.
- [20] PAPASTEFANO A S, JOSEPH P F, BRENNAN M J. Experimental investigation into the characteristics of in-pipe leak noise in plastic water filled pipes [J]. Acta Acustica United with Acustica, 2012, 98(6): 847-856.
- [21] MACKAY D J C. Information theory, inference and learning algorithms [M]. New York: Cambridge University Press, 2003.

作者简介



张祎, 2018 年于山东大学大学获得学士学位, 现为同济大学博士研究生, 主要研究方向为生命线工程监测。

E-mail: 2110018@tongji.edu.cn

Zhang Yi received her B. Sc. degree from Shandong University in 2018. Now she is a Ph. D. candidate at Tongji University. Her main research interests include lifeline structural health monitoring.



李素贞 (通信作者), 2000 年于同济大学获得学士学位, 2003 年于同济大学获得硕士学位, 2007 年于日本茨城大学获得博士学位, 现为同济大学副教授, 主要研究方向为生命线工程监测。

E-mail: Lszh@tongji.edu.cn

Li Suzhen (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Tongji University in 2000, M. Sc. degree from Tongji University in 2003, and Ph. D. degree from Ibaraki University in 2007. Now she is an associate professor at Tongji University. Her main research interests include lifeline structural health monitoring.