

# 基于变分模态分解的管道泄漏信号降噪方法\*

刘伯相<sup>1</sup>, 张远民<sup>2</sup>, 江竹<sup>1</sup>

(1. 西华大学能源与动力工程学院 成都, 610039) (2. 联通(四川)产业互联网有限公司 成都, 637000)

**摘要** 管道泄漏信号的降噪是精确定位泄漏点的关键, 但该信号具有非平稳、非线性的特性, 传统方法对这类信号的去噪效果有限。为了有效剔除噪声以提升泄漏定位的精度, 提出了一种基于变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 的自适应降噪方法。首先, 通过相关系数筛选有效固有模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 实现信号重构; 其次, 根据重构信号信息熵的最小值, 得到 VMD 的最优分解层数和最优降噪信号; 最后, 通过负压波理论实现泄漏定位, 并搭建了管道泄漏实验系统对所提方法进行验证。结果表明: 该方法能有效抑制噪声, 保留了信号的波形特征, 且能识别出明显的负压波拐点; 泄漏定位的最小相对误差为 0.9%, 最大为 3.75%。与传统方法相比, 所提方法定位的精度更高, 结果更稳定。

**关键词** 负压波; 泄漏定位; 自适应降噪; 变分模态分解; 信息熵; 相关系数

**中图分类号** TH86; TN911.7

## 引言

供水管道为城市提供了最方便和经济的供水方式。在管道运行期间, 锈蚀、老化和外部干扰因素都可能造成管道泄漏<sup>[1-3]</sup>。在管道泄漏检测中, 基于声信号<sup>[4]</sup>、光纤信号<sup>[5]</sup>和压力信号<sup>[6]</sup>的方法得到了广泛的研究。其中, 基于压力信号的检测方法因其低成本、易于操作、检测距离远且具有较高的灵敏度和泄漏定位精度, 已经得到了广泛的实际应用<sup>[7]</sup>。受周围环境或管内物质摩擦的干扰, 实际供水管道中采集的压力信号混有大量噪声。噪声的干扰会使泄漏引起的负压波拐点难以识别, 进而导致管道泄漏定位存在较大的误差, 甚至无法定位。因此, 有必要对泄漏信号进行去噪, 去噪后的信号应该平滑且保留负压波的拐点特征。

在传统的去噪方法中, 小波去噪通过设置合适的阈值能获得较好的效果<sup>[8]</sup>, 但当压力信号和噪声都是特征未知的随机信号时, 选择准确的阈值十分困难。经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 能对信号进行自适应分解, 但其没有充分的数学理论推导, 且存在端点效应、模态混叠等缺陷<sup>[9]</sup>。集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD) 虽然弥补了 EMD 的部分缺点, 但其对极值点的定义仍有不足, 信号分解的鲁棒性不够好<sup>[10]</sup>。为解决上述问题,

Dragomiretskiy 等<sup>[11]</sup>提出了一种完全非递归的信号分解算法, 即变分模态分解。VMD 拥有充分的数学理论支撑, 通过迭代搜寻变分问题的最优解来确定每个 IMF 的频率中心和带宽, 能很好地克服 EMD 和 EEMD 存在的缺点<sup>[12]</sup>。

VMD 分解的层数决定了信号分解的程度。许多学者研究了 VMD 分解层数的自适应优化方法<sup>[13-14]</sup>, 这些方法虽然具有很好的自适应性, 但存在计算量大、计算时间长的问题<sup>[15]</sup>。VMD 将泄漏信号分解为多个 IMF 分量, 无效的分量主要包含噪声, 有效的分量主要包含压力信号。只有筛选出主要包含压力信号的 IMF 分量重构, 才能实现泄漏信号的降噪。因此, 需要对有效 IMF 分量进行自适应筛选。

笔者提出了一种基于 VMD 的供水管道泄漏信号自适应降噪方法, 利用相关系数筛选有效 IMF 分量, 根据信息熵最小值确定最优分解层数和最优降噪信号, 并通过最优降噪信号求出时间差以实现泄漏点的精确定位。

## 1 基于负压波的管道泄漏定位原理

当供水管道发生泄漏时, 压力会在泄漏点迅速下降, 该压降将以负压波的形式向管道的上下游传播。在管道条件和周围环境相同时, 负压波的波速近似恒定。负压波到达铺设于管道上不同位置传感

\* 国家自然科学基金面上资助项目(11772230); 西华大学研究生创新基金资助项目(ycjj2020111)

收稿日期: 2021-01-20; 修回日期: 2021-04-18

器的时间存在一定的差值,可以通过负压波的波速、传感器之间的距离和时间差来对漏点进行定位。

以管道上铺设2个传感器为例,假设传感器A和传感器B之间的距离为 $L$ 。当泄漏发生时,泄漏点与传感器A之间的距离为 $X_A$ ,则泄漏点与传感器B之间的距离为 $L-X_A$ 。负压波波速为 $v$ ,负压波到达传感器A的时间为 $t_1(t_1=X_A/v)$ ,到达传感器B的时间为 $t_2(t_2=(L-X_A)/v)$ 。令 $\Delta t=t_1-t_2$ ,则泄漏点与传感器A之间的距离为

$$X_A=(L+v\Delta t)/2 \quad (1)$$

负压波波速 $v$ 计算式<sup>[16]</sup>为

$$v=\sqrt{\left(\frac{K}{\rho}\right)/\left(1+\frac{K}{E}\frac{D}{d}C_1\right)} \quad (2)$$

其中: $K$ 为水的体积弹性模量; $\rho$ 为水的密度; $E$ 为管道材料的弹性模量; $d$ 为管壁厚度; $D$ 为管道内径; $C_1$ 为校正系数。

分析式(1)和式(2)可知,由于管道长度 $L$ 是一个固定值,所以影响泄漏定位的关键因素是负压波的波速 $v$ 和时间差 $\Delta t$ 。其中: $v$ 与管道和流体本身的特性有关,需要根据实际情况进行标定; $\Delta t$ 主要通过泄漏引发的负压波拐点进行计算。然而,泄漏信号中的噪声会恶化该拐点的识别效果,导致 $\Delta t$ 计算困难,影响泄漏点的定位精度。针对此问题,笔者展开了泄漏信号的自适应降噪方法研究,以提取准确的负压波拐点,最终实现对泄漏点的精确定位。

## 2 基于VMD的泄漏信号自适应降噪方法

### 2.1 基于VMD的信号分解

VMD将信号的分解过程视为约束变分问题的求解过程,将输入信号分解成 $k$ 个IMF分量,每个分量在频域中的带宽都具有特定的稀疏性。通过高斯平滑解调获得每个IMF分量的带宽,VMD的约束变分问题<sup>[17]</sup>被定义为

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_k u_k = f \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $\{u_k\}=\{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为分解信号 $f$ 得到的 $k$ 个IMF分量; $\{\omega_k\}=\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为对应各个分量的中心频率。

为解决式(3)的约束变分问题,同时引入拉格朗日乘子 $\lambda$ 和二次惩罚因子 $\alpha$ 。增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (4)$$

通过交替方向乘子算法(alternate direction method of multipliers,简称ADMM)获得式(4)的鞍点,并在频域内迭代更新 $u_k, \omega_k$ 和 $\lambda$ 获得最优解,从而得到各固有模态函数 $\{u_k\}$ 及其对应的中心频率 $\{\omega_k\}$ 。

### 2.2 基于信息熵的参数优化

假设一维随机序列 $x(n)=(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$ ,若取得 $x_i$ 的概率服从概率分布 $p(x_i)$ ,则该序列的信息熵 $H(x)$ <sup>[18]</sup>可以表示为

$$H(x)=-\sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (5)$$

$H(x)$ 越大,概率分布 $p(x_i)$ 的不确定度就越高。VMD分解信号后,利用有效IMF分量重构可以得到降噪信号。由于该算法需要预先确定IMF的分解个数 $k$ ,这将直接影响信号的分解程度以及各中心频率 $\{\omega_k\}$ 的大小,因此不同 $k$ 值对应重构信号的降噪效果存在差异。为了得到最优 $k$ 并实现最优的降噪效果,需要采用适当的方法优化 $k$ 值。因为信息熵是一种可以用来描述系统不确定性的无量纲指标<sup>[19]</sup>,该指标原理简单,所以可以作为系统参数选择的依据。在利用VMD对泄漏信号降噪时,重构信号中的噪声比压力信号更为无序,其不确定性更大。因此,可以将信息熵作为信号中噪声含量的一种表征,重构信号中的噪声含量越少,其对应的信息熵也越小。当信息熵取得最小值时,可以认为重构信号中的噪声最少,此时的 $k$ 值最优,降噪效果最好。

在根据最小信息熵计算出最优 $k$ 前,首先需要获得不同 $k$ 值对应的重构信号,因此需要对有效IMF分量进行筛选以实现信号的重构。

### 2.3 IMF分量筛选及信号重构

在传感器采集的信号中,压力和噪声都是特征未知的随机信号,在不同的管道条件和周围环境中,压力信号和噪声也会呈现出不同的特性。传统的信号去噪方法依赖经验参数的设置,需要知道噪声和压力信号的特征才能取得较好的去噪效果。为了克服此缺点,笔者通过相关性分析确定有效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不相关<sup>[20]</sup>,而压力信号相关。

将一路传感器采集的信号作为检测信号,另外一路采集的信号作为参考信号。首先,将检测信号通过VMD分解为多个IMF分量;其次,计算每一个IMF分量和参考信号的相关系数;最后,筛选出主要包含压力信号的IMF分量,重构得到降噪信号。

同样以两路传感器信号为例,假设检测信号为 $x_1(t)$ ,参考信号为 $x_2(t)$ ,则

$$\begin{cases} x_1(t) = s(t) + n_1(t) \\ x_2(t) = \alpha s(t - \Delta t) + n_2(t) \end{cases} \quad (6)$$

其中: $s(t)$ 为压力信号; $\alpha$ 为衰减因子; $\Delta t$ 为压力信号传播到两路传感器的时间差; $n_1(t)$ 和 $n_2(t)$ 为噪声。

在相关性分析中,包含压力信号的IMF分量和参考信号具有相关性。在使用 $x_2(t)$ 作为参考信号筛选 $x_1(t)$ 的IMF分量时,只会保留和 $x_2(t)$ 相关的分量。将 $x_1(t)$ 作为参考信号, $x_2(t)$ 作为检测信号,采用同样的方法对 $x_2(t)$ 的IMF分量进行筛选,直至筛选出主要包含压力信号的IMF分量。

假设 $x_1(t)$ 被分解为 $u_1(t), u_2(t), \dots, u_k(t)$ ,则第 $k$ 个IMF分量 $u_k(t)$ 和 $x_2(t)$ 的相关系数为

$$R_{ur} = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{k,i} - \bar{u}_k)(x_{2,i} - \bar{x}_2)}{\left\{ \sum_{i=1}^n (u_{k,i} - \bar{u}_k)^2 \sum_{i=1}^n (x_{2,i} - \bar{x}_2)^2 \right\}^{1/2}} \quad (7)$$

其中: $\bar{u}_k = \sum_{i=1}^n (u_{k,i})/n$ ;  $\bar{x}_2 = \sum_{i=1}^n (x_{2,i})/n$ ;  $n$ 为信号的长度。

为了便于分析,将式(7)中 $R_{ur}$ 取绝对值并归一化到0~1。通常情况下,2个不相关的信号,其相关系数很难绝对为0。文献[21]在利用相关系数筛选VMD分解的IMF分量时,选择实相关的系数作为判定有效IMF的阈值,通常认为相关系数在0.3~0.5时为实相关。根据此研究结果,笔者选取 $R_{ur} \geq 0.4$ 这类相关性较高的IMF作为有效分量。将挑选出的有效IMF记作 $u'_i(t)$ ,利用 $u'_i(t)$ 可以获得重构的降噪信号 $x'(t)$ 为

$$x'(t) = \sum_i u'_i(t) \quad (8)$$

根据以上方法,可得不同 $k$ 值下重构的信号,再搜索信息熵最小值所在的重构信号即可获得最优 $k$ 和最优降噪信号,但 $k$ 值过大会严重增加计算量。根据文献[22]优化 $k$ 的搜索范围,笔者将 $k$ 设定为[2, 16],步长为1,惩罚因子 $\alpha$ 设定为2 000。

#### 2.4 基于VMD的自适应降噪流程

笔者提出的基于VMD的泄漏信号自适应降噪流程如下:

1) 分别输入传感器A和传感器B采集的泄漏信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ ,初始化参数, $\alpha$ 为2 000, $k$ 的初始值为2,搜索范围为[2, 16],步长为1;

2) VMD将信号分解为 $k$ 个IMF分量,筛选有效的IMF并重构,在搜索完成后得到15个重构信号;

3) 计算这15个重构信号的信息熵,根据信息熵最小值搜索出最优分解层数 $k$ 和最优降噪信号。

所提方法根据信号本身的特性自适应地优化VMD的分解层数和筛选有效IMF分量,不需要设置经验参数,且原理简单,计算量小。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验设计

为了对笔者所提方法的有效性进行验证,根据真实的供水管道,搭建了一套泄漏模拟实验系统,其布局如图1所示。实验管道通过减压阀连接外部供水管道进行供水,管道内径为0.08 m,材料为碳钢。通过快速打开水龙头模拟泄漏,压力信号由量程为0~0.6 MPa的高频动态压力传感器采集。蓄电池通过太阳能板充电并为传感器供电,数据采集卡用于采集传感器的信号并传输至上位机。信号采样频率为2 kHz,管道中的压力在0.16~0.21 MPa之间缓慢波动。在本实验系统中,当管道压力短时间内下降超过0.01 MPa时,即初始工作压力的5%,认为发生了泄漏,下一步将进行泄漏定位。

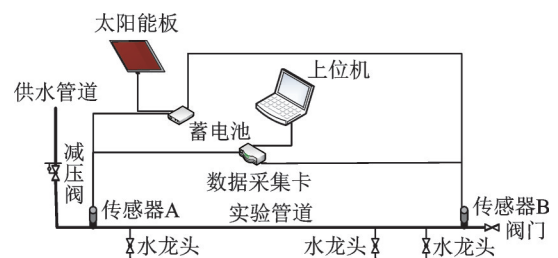


图1 实验系统布局

Fig.1 Experimental system layout diagram

为了验证笔者所提方法的应用效果,将泄漏定位实验分为两部分,如表1所示。其中: $L$ 为2个传感器之间的管道长度; $L_A$ 为该泄漏点与传感器A之间的真实距离。

在进行负压波的波速标定时,实验参数的设置如表2所示。

将表2中的参数代入式(2),得到负压波的波速为452.67 m/s。



表 1 泄漏定位实验

**Tab.1 Leak location experiments**

实验编号	$L/m$	漏点编号	$L_A/m$
1	17.34	1	14.47
		2	11.34
		3	2.47
2	23.34	4	17.34
		5	14.47
		6	2.47

表 2 实验参数

**Tab.2 Experimental parameters**

参数	数值
管道内径/m	0.08
水的密度/( $kg \cdot m^{-3}$ )	998.203
管道壁厚/m	0.003
水的体积弹性模量/Pa	$2.1 \times 10^8$
管道弹性模量/Pa	$2.1 \times 10^{11}$
采样频率/kHz	2
管道压力/MPa	0.16~0.21

3.2 泄漏信号去噪

根据降噪流程对传感器采集的泄漏信号去噪,不同  $k$  值对应重构信号的信息熵如图 2 所示。

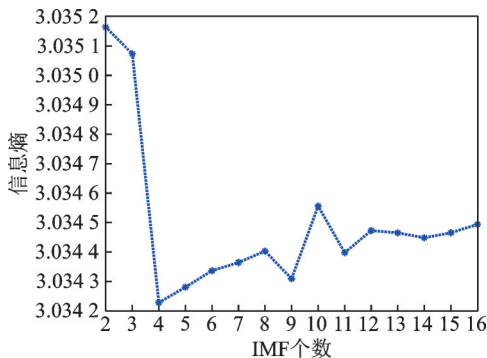


图 2 不同  $k$  值对应重构信号的信息熵

Fig.2 Information entropy of the reconstructed signal corresponding to different  $k$  values

在图 2 中,当  $k$  取 4 时,信息熵具有最小值,此时的  $k$  值最优,重构信号中的噪声相对最少,降噪效果最优。同理,可以获得未泄漏时的最优降噪信号。

将笔者所提方法与小波去噪和基于 EMD 的去噪方法进行对比。图 3 为泄漏信号的去噪结果,图 4 为未泄漏信号的去噪结果。

在图 3 中,对负压波拐点区域进行局部放大,如矩形框中所示。当管道发生泄漏时,虽然从泄漏信号能看到压降,但负压波的拐点完全被噪声覆盖,无法进

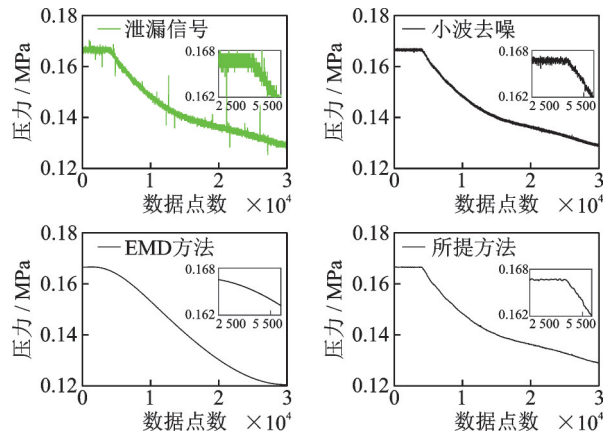


图 3 泄漏信号的去噪结果

Fig.3 The denoising results of the leak signal

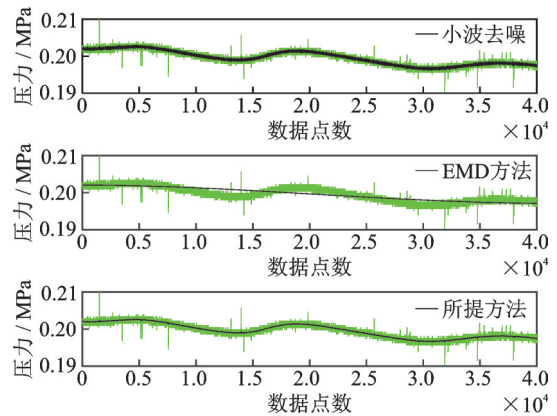


图 4 未泄漏信号的去噪结果

Fig.4 The denoising results of the no-leak signal

行泄漏定位。采用小波去噪后,虽然有效抑制了突发噪声,但去噪的信号仍包含较多的小噪声,无法准确识别出负压波的拐点。采用基于 EMD 的方法去噪后,虽然消除了小噪声并获得了平滑的信号,但由于对原信号的过度平滑,导致信号失真,没有明显的负压波拐点。采用笔者所提方法去噪后,不仅获得了平滑的信号,有效消除了噪声的干扰,而且还保留了负压波的拐点特征,提高了泄漏定位的准确性。

在图 4 中,绿色部分表示未泄漏信号,黑色曲线表示该方法的去噪结果。管道未发生泄漏时,小波去噪后的信号虽然与原信号的波形特征一致,但信号并不平滑,仍包含较大的噪声。采用基于 EMD 的方法去噪后,虽然获得了平滑的信号,但其已经失真,去噪信号的波形严重偏离了原信号。采用笔者所提方法去噪后,获得了十分平滑的信号,且保留了原信号的波形特征,去噪后的信号清晰准确地呈现了压力信号的真实变化情况。

3.3 泄漏定位

以表 1 中的漏点 4 为例,传感器采集的泄漏信号包含许多突发噪声、外界环境引起的小噪声以及小

的压力波动,这些噪声使负压波的拐点识别困难,难以进行泄漏定位,因此采用笔者所提方法对两路泄漏信号进行去噪。图 5 为泄漏信号及其去噪后的信号,由图可知,去噪后的信号既十分平滑,又保留了原信号的波形特征,且具有明显的负压波拐点。

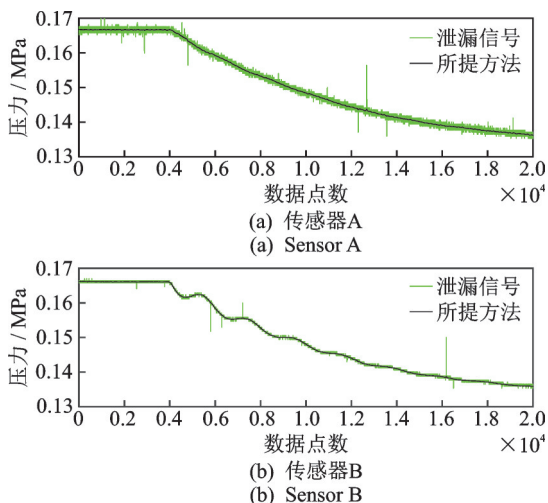


图 5 泄漏信号及其去噪后的信号  
Fig.5 Leak signal and its denoised signal

假设传感器 A 负压波信号的拐点为  $n_1$ , 传感器 B 对应的拐点为  $n_2$ , 采样频率  $f=2$  kHz, 则 2 个负压波信号的时间差  $\Delta t$  为

$$\Delta t = (n_1 - n_2) / f \quad (9)$$

为验证笔者所提方法的漏点定位优势,采用 3 种方法对漏点 4 进行定位分析,并将负压波拐点区域进行局部放大。小波去噪的结果如图 6 所示,其中  $n_1=4\ 067$ ,  $n_2=3\ 987$ 。根据式(9)可以得到  $\Delta t=0.04$  s,再由式(1)计算出泄漏点和传感器 A 的距离  $X_A$  为 20.72 m,该漏点和传感器 A 的真实距离为 17.34 m。因此,绝对定位误差为 3.38 m,相对误差为 14.48%。基于 EMD 方法的去噪结果见图 7,图中没有明显的拐点,难以进行泄漏定位。所提方法的去噪结果见图 8,通过计算得到  $X_A$  为 17.55 m,绝对定位误差为 0.21 m,相对误差为 0.9%。

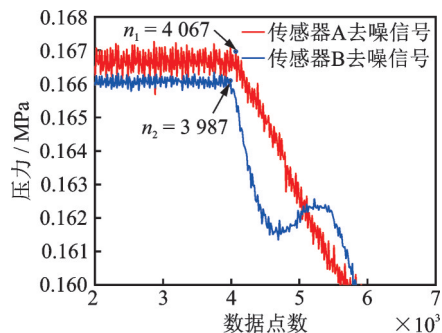


图 6 小波去噪的结果  
Fig.6 The results of wavelet denoising

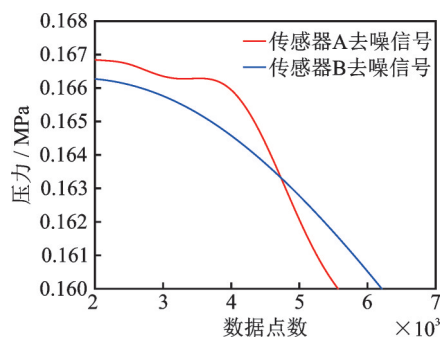


图 7 EMD 方法的去噪结果

Fig.7 The denoising results of the EMD method

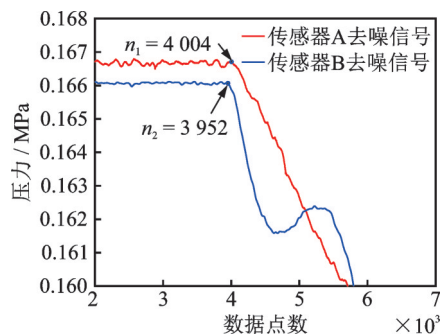


图 8 所提方法的去噪结果

Fig.8 The denoising results of the proposed method

为研究所提方法在信噪比相对较低条件下的应用效果,通过向漏点 4 的原始泄漏信号中添加高斯白噪声,得到 2 个信噪比较低的合成信号。图 9 为原始信号及其合成信号,可以看出,两路信号中的噪声都极大增加,负压波的拐点更加难以识别。

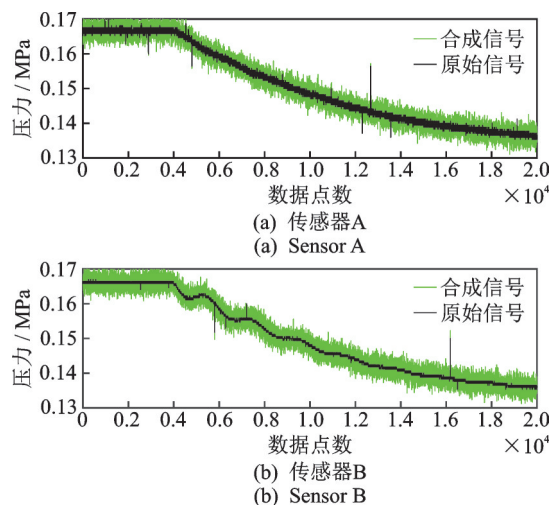


图 9 原始信号及其合成信号

Fig.9 Original signal and its synthesized signal

采用笔者所提方法对合成信号进行去噪,结果见图 10。和图 8 相比,合成信号去噪的结果存在较多小的波动,但负压波的拐点仍然清晰可见。为了研究加入的噪声给泄漏定位带来的影响,根据 2 个去噪信号的拐点定位泄漏点 4,定位的结果为 18 m,

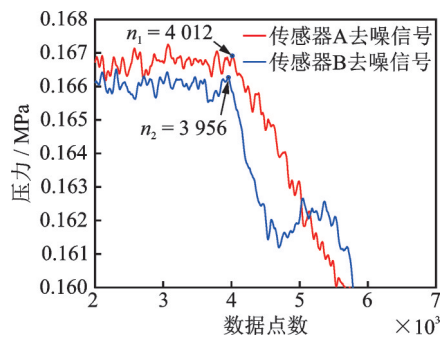


图10 合成信号的去噪结果

Fig.10 The denoising results of the synthesized signal

绝对误差为0.66 m,相对误差为2.83%。该误差能满足实际泄漏定位的要求。利用小波去噪和EMD方法处理合成信号时,没有实现泄漏定位。因此,所提方法在噪声较强的条件下仍具有一定的适用性。

为了进一步验证所提方法的泄漏定位效果,对表1中的其余5个泄漏点分别采用3种方法进行泄漏定位,结果如表3所示。其中: $L_A$ 为该泄漏点距离传感器A的真实距离; $X_1$ 为小波去噪的定位结果; $X_2$ 为基于EMD方法的定位结果; $X_3$ 为所提方法的定位结果; $E_1, E_3$ 为相对定位误差。

表3 泄漏定位结果

Tab.3 The results of the leak location

实验编号	漏点编号	$L_A/m$	$X_1/m$	$E_1/\%$	$X_2/m$	$X_3/m$	$E_3/\%$
1	1	14.47	12.86	9.28	无法定位	14.22	1.44
	2	11.34	8.67	15.40	无法定位	11.61	1.56
	3	2.47	无法定位	无法定位	无法定位	3.12	3.75
2	4	17.34	20.72	14.48	无法定位	17.55	0.90
	5	14.47	15.29	3.51	无法定位	15.18	3.04
	6	2.47	7.94	23.44	无法定位	1.82	2.78

由表3可知:小波去噪的最小相对定位误差为3.51%,误差最大时无法定位;基于EMD的去噪方法始终无法定位漏点;所提方法的最小相对定位误差为0.9%,最大为3.75%。因此,与小波去噪和基于EMD的方法相比,所提方法具有更小的泄漏定位误差,且定位结果更加稳定。

小波去噪依靠经验参数的设置,只有选择合适的小波基和分解层数才能取得较好的去噪效果。基于EMD的去噪方法存在端点效应和模态混叠,很容易使重构信号失真;所提方法在筛选出有效IMF分量并优化分解层数后,实现了对泄漏信号的自适应降噪,且该方法基于VMD,能有效消除模态混叠。因此,相比于小波去噪和基于EMD的去噪方法,笔者所提方法具有更好的自适应性和对噪声的鲁棒性。

## 4 结论

1) VMD需要人为预置分解层数,且分解后有效IMF分量的筛选较为困难。笔者所提方法利用相关系数筛选了有效IMF分量,并根据最小信息熵确定了最优 $k$ 和最优降噪信号,具有很好的自适应性,克服了传统降噪方法对经验参数的依赖。

2) 泄漏信号的降噪结果表明,与小波去噪和基于EMD的传统方法相比,笔者所提方法获得了更平滑的压力信号,保留了信号的波形特征,且能识别

出明显的负压波拐点。此外,该方法在信噪比相对较低的条件下仍具有一定的适用性。

3) 泄漏定位结果表明,与传统方法相比,笔者所提方法的最小相对定位误差降低了2.61%,相对误差最大时依然能满足实际应用的需求,进一步证明了该方法在供水管道泄漏定位中的有效性。

## 参 考 文 献

- [1] REN L, JIANG T, JIA Z G, et al. Pipeline corrosion and leakage monitoring based on the distributed optical fiber sensing technology[J]. Measurement, 2018, 122: 57-65.
- [2] LANG X, LI P, GUO Y, et al. A multiple leaks' localization method in a pipeline based on change in the sound velocity[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 5010-5017.
- [3] MA Y, GAO Y, CUI X, et al. Adaptive phase transform method for pipeline leakage detection [J]. Sensors, 2019, 19(2): 310.
- [4] YU L, LI S Z. Acoustic emission (AE) based small leak detection of galvanized steel pipe due to loosening of screw thread connection [J]. Applied Acoustics, 2017, 120: 85-89.
- [5] JIA Z, REN L, LI H, et al. Pipeline leak localization based on FBG hoop strain sensors combined with BP neural network[J]. Applied Sciences, 2018, 8(2): 146.
- [6] CHEN Q, SHEN G, JIANG J C, et al. Effect of rubber washers on leak location for assembled pressurized

- liquid pipeline based on negative pressure wave method [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2018, 119:181-190.
- [7] LU W, LIANG W, ZHANG L, 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.
- [8] WANG J, REN L, JIANG T, et al. A novel gas pipeline burst detection and localization method based on the FBG caliber-based sensor array[J]. *Measurement*, 2020, 151:107226.
- [9] 毕凤荣, 汤代杰, 张立鹏, 等. 基于VMD与KFCM的柴油机故障诊断算法[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(5):853-858.  
BI Fengrong, TANG Daijie, ZHANG Lipeng, et al. Diesel engine fault diagnosis method based on optimized variational mode decomposition and kernel fuzzy C-means clustering [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(5):853-858. (in Chinese)
- [10] KAUR C, BISHT A, SINGH P, et al. EEG signal denoising using hybrid approach of variational mode decomposition and wavelets for depression[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 65:102337.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3):531-544.
- [12] 张俊, 张建群, 钟敏, 等. 基于PSO-VMD-MCKD方法的风机轴承微弱故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(2):287-296.  
ZHANG Jun, ZHANG Jianqun, ZHONG Min, et al. PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(2):287-296. (in Chinese)
- [13] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108:58-72.
- [14] 徐波, 周凤星, 黎会鹏, 等. 基于VMD和MRVM变负荷工况下的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2019, 39(6):1331-1340.  
XU Bo, ZHOU Fengxing, LI Huipeng, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under variable load condition based on variable mode decomposition and multi-class relevance vector machine[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(6):1331-1340. (in Chinese)
- [15] 王志坚, 常雪, 王俊元, 等. 排列熵优化改进变模态分解算法诊断齿轮箱故障[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(23):59-66.  
WANG Zhijian, CHANG Xue, WANG Junyuan, et al. Gearbox fault diagnosis based on permutation entropy optimized variational mode decomposition[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(23):59-66. (in Chinese)
- [16] LI J, ZHENG Q, QIAN Z, 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.
- [17] XIAO Q, LI J, SUN J, et al. Natural-gas pipeline leak location using variational mode decomposition analysis and cross-time-frequency spectrum [J]. *Measurement*, 2018, 124:163-172.
- [18] 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 Guoliang, LI Aiping, LIU Xuemei, et al. Performance evaluation of tightening equipment based on information entropy and Lempel-Ziv[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(1):88-94. (in Chinese)
- [19] 项长生, 李凌云, 周宇, 等. 基于模态曲率效用信息熵的梁结构损伤识别[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(17):234-244.  
XIANG Changsheng, LI Lingyun, ZHOU Yu, et al. Damage identification of beam structures based on modal curvature utility information entropy [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(17):234-244. (in Chinese)
- [20] GUO C, WEN Y, LI P, et al. Adaptive noise cancellation based on EMD in water-supply pipeline leak detection[J]. *Measurement*, 2016, 79:188-197.
- [21] 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 Jingyi, MA Wenping, YE Dong, et al. Algorithm of sound signal enhancement based on VMD[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(10):10-15. (in Chinese)
- [22] LI H, LIU T, WU X, et al. An optimized VMD method and its applications in bearing fault diagnosis [J]. *Journal of the International Measurement Confederation*, 2020, 166:108185.



**第一作者简介:**刘伯相,男,1996年10月生,硕士。主要研究方向为城市供水管道的泄漏检测与定位。  
E-mail:1402409002@qq.com

**通信作者简介:**张远民,男,1977年12月生,硕士、高级工程师。主要研究方向为数据挖掘与分析。  
E-mail:2679654416@qq.com