

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905209

基于VMD和互谱分析的供水管道泄漏定位方法*

李帅永,夏传强,程振华,毛维培

(重庆邮电大学 工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065)

摘要:针对低信噪比(SNR)下的供水管道泄漏振动信号用于时延估计泄漏定位误差大的问题,提出基于变分模态分解(VMD)和互谱分析结合的供水管道泄漏定位方法。首先,利用VMD将管道泄漏信号分解为若干个本征模态函数(IMF),对供水管道泄漏信号进行互谱分析确定特征频带;然后,利用IMF分量在特征频带内的能量比例作为选取准则来确定有效IMF分量,并对选取的有效IMF分量进行重构;最后,对重构信号进行时延估计来确定泄漏点位置。为了验证所提泄漏定位算法的有效性,通过仿真和实验分别对互谱与VMD结合、互相关及VMD与相关系数结合3种方法进行研究。实验结果表明,以上3种定位算法的平均相对定位误差分别为2.53%、8.62%和16.86%。

关键词:变分模态分解;互谱分析;泄漏定位;低信噪比;供水管道

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

Leak location method in water-supply pipeline based on combination of VMD and cross-spectrum analysis

Li Shuaiyong, Xia Chuanqiang, Cheng Zhenhua, Mao Weipei

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Large leak location errors under the low signal-to-noise ratio (SNR) of leakage vibration signal in water-supply pipeline (WSP) are considered in this study. Leak location based on the combination of variational mode decomposition (VMD) and cross-spectral analysis is proposed. First, the leak signal is decomposed into several intrinsic mode functions (IMFs) using VMD. The characteristic frequency band can be determined using cross-spectral analysis of the water supply pipeline leakage signal. Then, the effective IMF components are determined by using the energy ratio of the IMF component in the characteristic frequency band as a selection criterion. The selected effective IMF components are reconstructed to improve SNR. Finally, the reconstructed signals are used to estimate time delay to find a leakage position. To verify the effectiveness of the proposed method, the leak location based on combination of VMD and cross-spectral, cross-correlation, and combination of VMD and correlation co-efficient are compared in simulation and experiment respectively. Results show that the average relative location errors of the above three kinds of leak location algorithms are 2.53%, 8.62%, and 16.86% respectively.

Keywords: variational mode decomposition; cross-spectral analysis; leakage location; low signal-to-noise ratio; water supply pipeline

0 引言

随着我国城市化进程的发展,供水管道长度每年呈加速增长趋势,因管线老化、腐蚀及第三方破坏等原因,

供水管网泄漏时有发生,据统计我国供水管网平均漏损率为15.7%,造成水资源浪费和巨大的经济损失。管道泄漏定位是通过在管道两端安装加速度传感器拾取泄漏振动信号,采用互相关时延估计分析两路泄漏信号的时间延迟并结合泄漏信号在供水管道传播速度和两传感器

收稿日期:2019-05-31 Received Date:2019-05-31

* 基金项目:国家自然科学基金(61703066)、重庆市基础研究与前沿探索项目(csc2018jcyjAX0536)、重庆市研究生科研创新项目(CYS19271)资助

之间的距离来确定漏点位置^[1-3]。

基于时延估计的供水管道泄漏定位的关键是准确估计两泄漏声信号的时间延迟,传感器之间的距离可现场测量,泄漏信号的传播速度可通过经验或理论计算模型来确定,因此准确估计泄漏信号的时间延迟成为决定供水管网泄漏定位精度的关键因素^[4-5]。供水管道泄漏振动信号在复杂多变的环境噪声干扰下(工况噪声、汽车鸣笛、路面振动、阀门噪声等),其信号自身信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)低,导致时延估计定位误差增大,从而使基于时延估计供水管道泄漏定位方法难以确定准确的位置,甚至无法实现定位。

在时延估计泄漏定位中,Fuchs等^[5]指出互相关技术能有效运用在供水管道泄漏定位中,但利用互相关进行时延估计,噪声越大,性能越差。Knapp等^[6]提出了最大似然(ML)估计器,即在互相关器前进行ML滤波,能有效提高信号的SNR,减小时延估计误差,但广义互相关需要统计信号和噪声的先验知识,而泄漏信号和干扰噪声通常具有不确定性。吴旭景等^[7]提出了利用基于经验模态分解和小波分解结合以提高管道泄漏SNR从而提高泄漏源定位精度的算法,但由于EMD分解具有模态混叠的特性,泄漏信号经EMD分解后,又需要筛选本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量进行小波分解,最后再进行相关分析定位,算法较为复杂。吴珊珊等^[8]提出相关系数与变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)结合的供水管道泄漏定位方法,利用VMD分解对采集的泄漏信号去噪再进行互相关时延估计实现泄漏定位,可避免EMD方法中的信号过度分解,在较高SNR下能提高定位精度。针对低SNR导致的泄漏定位误差大的问题,本文提出基于VMD和互谱分析结合的供水管道泄漏定位方法。利用VMD将泄漏信号分解为若干个IMF,采用互谱相位差谱和相干函数分析泄漏信号并估计出特征频带,基于特征频带内的IMF分量的能量比例研究IMF分量的选取准则,以此来确定有效IMF分量,并将有效IMF分量进行重构来提高泄漏信号的SNR;最后,采用对高SNR的重构信号进行时延估计来减少泄漏定位误差。为了验证该方法的有效性,采用实验和仿真将本文提出的基于互谱分析与VMD结合的泄漏定位方法分别与互相关、VMD与相关系数结合方法进行对比,并对3种泄漏定位方法的误差进行了对比分析。

1 VMD和互谱分析结合的泄漏定位

1.1 基于互相关时延估计的供水管道泄漏定位

基于时延估计的供水管道泄漏定位采用的是声源定位中的直线定位原理,如图1所示,在管道疑似漏点两端

布设加速度传感器来拾取泄漏振动信号,并对两传感器获取的振动信号进行时延估计 τ ,同时结合振动信号在管道中的传输速度 c 和两传感器之间的距离 d 来确定泄漏点的位置为:

$$d_1 = \frac{d + c\tau}{2} \quad (1)$$

式中: d_1 表示泄漏点与传感器1之间的距离。

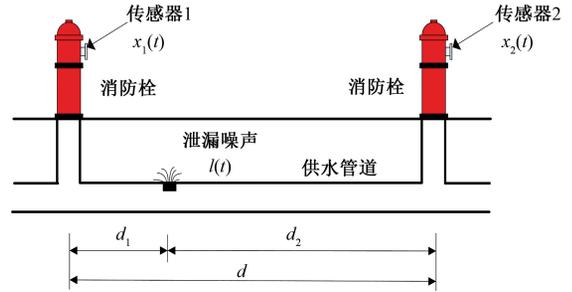


图1 基于时延估计的供水管道泄漏定位原理
Fig.1 Principle of leak location in pipelines based on time delay estimation

由式(1)可知,确定管道泄漏位置需要已知泄漏振动信号在管道中的传输速度 c 、两端加速度传感器之间的距离 d 及泄漏振动信号到达两端传感器的时间延迟 τ 3个参数。其中,两传感器之间的距离可现场测量或者通过已知的管道分布图来确定;泄漏信号在管道中的传播速度与管道材质、管内流体介质及管道外部环境密切相关,目前主要通过经验公式估算,所以泄漏定位的关键在于确定泄漏源信号到达两传感器间的时间延迟,本文通过互相关求解泄漏信号到达两传感器的时间延迟。

对于离散时间信号,数学模型如下:

$$\begin{cases} x_1(k) = s(k) + n_1(k) \\ x_2(k) = \alpha s(k - \tau) + n_2(k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $s(k)$ 为源信号,接受信号是 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$, $n_1(k)$ 和 $n_2(k)$ 为信号中的加性噪声, α 为衰减因子。假设源信号和噪声是零均值信号,且源信号与噪声之间、噪声与噪声之间互不相关。将 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 进行互相关,如式(3)所示。

$$R_{x_1x_2}(m) = E[x_1(k)x_2(k-m)] = E[\alpha s(k)s(k-\tau-m)] = \alpha R_{ss}(m+\tau) \quad (3)$$

式中: R_{ss} 表示源信号的自相关函数,因 $R_{ss}(m+\tau) \leq R(0)$,当 $m = -\tau$ 时, $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的源信号自相关函数达到最大值。由式(3)得此时互相关函数 $R_{x_1x_2}(m)$ 也达到最大值,所以求出 $R_{x_1x_2}(m)$ 最大值时对应的 m_0 ,则时间延迟为 $-m_0$,再由式(1)便可进行供水管道泄漏定位。

1.2 互谱分析原理

由维纳-辛钦定理,互谱可由互相关函数经傅里叶变

换求得,它在频域内表述 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的相关性。对 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的相关函数作傅里叶变换得互谱如式(4)所示。

$$S_{x_1x_2}(f) = \alpha S_{ss}(f) e^{j2\pi f\tau} = \alpha S_{ss}(f) e^{j\theta_{x_1x_2}(f)} \quad (4)$$

式中: $S_{ss}(f)$ 为源信号的自谱。由式(4)可知,两源信号的时间延迟为 τ ,则它们相位差为:

$$\theta_{x_1x_2}(f) = 2\pi f\tau \quad (5)$$

在源信号频带内, $\theta_{x_1x_2}(f)$ 与频率成线性关系,斜率是 $2\pi\tau$ 。互谱的计算用 $G_{x_1x_2}(f) = X_1(f)X_2^*(f)$,其中 $X_1(f)$ 与 $X_2(f)$ 分别为 $x_1(k)$ 与 $x_2(k)$ 的离散傅里叶变换系数, * 表示复共轭。

由于实际数据有限,互谱估计采用 Welch 平均周期图法表示为: $G_{x_1x_2}(f) = C_{x_1x_2}(f) + jQ_{x_1x_2}(f)$,式中 $C_{x_1x_2}(f)$ 和 $Q_{x_1x_2}(f)$ 分别为共谱密度和正交谱密度,则相位谱为:

$$\theta_{x_1x_2}(f) = \arctan \frac{Q_{x_1x_2}(f)}{C_{x_1x_2}(f)} \quad (6)$$

$x_1(k)$ 与 $x_2(k)$ 的两帧互谱相位谱之差可得互谱相位差谱,其在源信号 $s(k)$ 的频带范围内呈水平变化,因此两信号的互谱相位差谱是否随频率呈水平变化可以判断他们之间的相关性^[9]。

利用 Welch 平均周期图法可得 $X_1(f)$ 与 $X_2(f)$ 的自谱 $G_{x_1x_1}(f)$ 和 $G_{x_2x_2}(f)$,则 $x_1(k)$ 与 $x_2(k)$ 的幅值平方相干函数^[10](简称相干函数)为

$$\gamma_{x_1x_2}^2(f) = \frac{|G_{x_1x_2}(f)|^2}{G_{x_1x_1}(f)G_{x_2x_2}(f)} \quad (7)$$

相干函数在频域度量了两个信号的相关程度,某个频段的相干函数越大,源信号在该频段的 SNR 越高,根据它的幅值也可以估计出源信号 $s(k)$ 所在的频段。所以将供水管道泄漏信号的互谱相位差谱和相干函数做对照能估计源信号的特征频带 $\omega_{s1} \sim \omega_{s2}$ 。

1.3 VMD 算法原理

变分模态分解由 Dragomiretskiy 等^[11]于 2014 年提出,可以很好消除经验模态分解方法的模态混叠。VMD 利用维纳滤波去噪,通过初始化中心角频率和设定有限带宽参数得到估算的 K 个中心角频率 ω_k ,据不同的 ω_k 求各个模态函数 u_k 。VMD 算法的具体分解过程如下。

1)对每个模态函数 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换得到相关的解析信号:

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \quad (8)$$

2)将式(8)与预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$ 混合,将各个模态函数调制到相应基频带。

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \quad (9)$$

3)通过计算式(9)梯度的平方 L^2 范数来估计出各模态信号带宽,其约束变分表达式如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = f \end{array} \right. \quad (10)$$

4)引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 求出式(10)的最优解,将约束性变分问题变为非约束性变分问题,即:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (11)$$

则 VMD 算法的具体实施过程如下。

- 1)初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \{\hat{\lambda}^1\}, n = 0$;
- 2)令 $n = n + 1$,对于所有 $\omega \geq 0$ 使得:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^k \hat{u}_i^{n+1}(\omega) + \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (12)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (13)$$

- 3)对于所有 $\omega \geq 0$,使得:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left[\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (14)$$

(4)重复步骤 2)、3)直到满足约束条件式(15),即当给定判别精度满足 $\varepsilon > 0$ 条件时结束循环。

$$\sum_{k=1}^K \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2 < \varepsilon \quad (15)$$

1.4 VMD 和互谱分析结合的算法流程

本文提出的 VMD 与互谱分析结合的供水管道泄漏定位方法的流程如图 2 所示,其中的“FFT”指快速傅里叶变换。算法的具体实施步骤如下。

1)首先对采集的离散化管道泄漏信号 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 进行互谱分析得到泄漏信号的估计特征频带 $\omega_{s1} \sim \omega_{s2}$;

对 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 分别进行步骤 2) ~ 4),以 $x_1(k)$ 为例:

2)对信号 $x_1(k)$ 进行 VMD 分解,令 VMD 分解的预设尺度 K 初始化为 2,惩罚参数 $K = 2000$,经上述 VMD 算法的实施过程可得 IMF 分量 $IMF_1^{n1}, IMF_2^{n1} \dots IMF_K^{n1}$;

3)令 VMD 分解的预设尺度 $K = K + 1$,重复步骤 2),直至 $x_1(k)$ 经 VMD 分解得到的 IMF 分量的中心频率十

分相近,则判定为过分解^[12-13],此时 *IMF* 的分解个数设为 $K1+1$,则实际选取分解的层数为 $K1$;

4) 将每个 *IMF* 分量在特征频带范围内的幅值求和为有效幅值 A_e , 将有效幅值 A_e 与在有限带宽内的对应 *IMF* 分量的幅值总和 A_s 的比值 P_A 称为有效幅值比, 如式 (16) 所示, 计算对 $x_1(k)$ 经预设尺度设为 $K1$ 的 *VMD* 分解后所得的每个 *IMF* 分量的有效幅值比, 选择有效幅值比 $P_A \geq \frac{P_{Amax}}{2}$ 的 *IMF* 分量进行重构得重组信号 $x'_1(k)$, 其中的 P_{Amax} 指 *IMF* 分量有效幅值比最大的值。

$$P_A = \frac{A_e}{A_s} \times 100\% \quad (16)$$

对 $x_2(k)$ 进行步骤 2) ~ 4) 可以得到 $x'_2(k)$ 。

5) 对重组泄漏信号 $x'_1(k)$ 和 $x'_2(k)$ 进行互相关求得时间延迟 τ , 根据 τ 由式 (1) 求得供水管道漏点。

2 仿真信号验证

2.1 低 SNR 信号时延估计方法对比

为验证本文提出的方法的去噪定位性能, 利用 MATLAB 函数产生点数 $N = 6\ 554$ 的高斯信号 $y_1(t)$, 设采样率 F_s 为 $6\ 554$ Hz。对 $y_1(t)$ 进行 $300 \sim 400$ Hz 的带通滤波来模拟供水管道泄漏噪声源信号, $y_2(t)$ 由 $y_1(t)$ 延迟 50 个采样点 ($D = 50$) 得到, 在整个采样频带范围内分别对 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 添加信噪比 SNR 为 15 dB 的白噪声, 同时对 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 在 $800 \sim 1\ 500$ Hz 范围分别添加 SNR = -2 dB 的白噪声来模拟真实供水管道低 SNR 的泄漏信号, 并且模拟含噪声能量大的频带与源信号特征频带不同的情形, 得到最终输入信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 。则源信号 $y_1(t)$ 相对 $y_2(t)$ 的时间延迟为 $-D/F_s \approx -7.629$ ms, 由 1.1 节可知确保泄漏定位精度的关键在于保证泄漏的源信号到达两传感器的时延准确性, 所以仿真实验通过对时延估计精确度的判定来确定定位结果好坏。

$x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 进行互相关如图 3 所示, 为了更好表征两信号的相关性, 纵坐标表示互相关函数归一化得到的系数, 求解方法如式 (17) 所示, 横坐标表示时间。

$$\rho_{x_1x_2}(m) = \frac{R_{x_1x_2}(m)}{\sqrt{R_{x_1x_1}(0)R_{x_2x_2}(0)}} \quad (17)$$

式中: $|\rho_{x_1x_2}|$ 的取值在 0 到 1 之间, 当 $\rho_{x_1x_2} > 0$ 表示正相关, $\rho_{x_1x_2} < 0$ 表示负相关, $\rho_{x_1x_2} = 0$ 表示不相关, 两信号的相关性一般可以按照 3 个等级划分: $|\rho_{x_1x_2}| < 0.4$ 表示两信号低度相关, $0.4 \leq |\rho_{x_1x_2}| < 0.7$ 表示显著相关, $0.7 \leq |\rho_{x_1x_2}|$ 表示高度相关。

由图 3 易得 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 互相关函数的峰值不超过 0.1, 呈低度相关, 且噪声干扰较大, 求得的时间延迟为

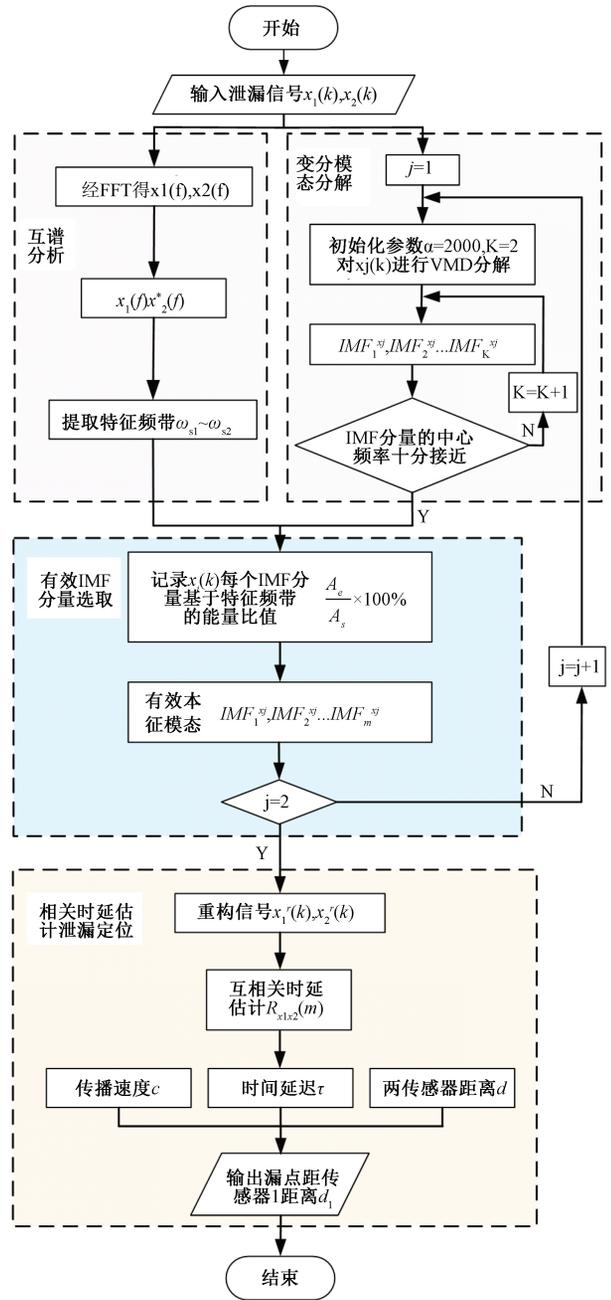


图2 VMD 和互谱分析结合的泄漏定位过程
Fig.2 Leak location process using fusion of VMD and cross-spectrum analysis

-7.629 ms, 时间延迟的相对误差为 0%。

从 2 开始取不同预分解尺度 K 对信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 进行 *VMD* 分解, 直至 *VMD* 分解后得到的 *IMF* 分量的中心频率十分接近时停止, 得到各 *IMF* 分量的中心频率如表 1、2 所示, 当 *VMD* 的分解个数 $K=7$ 时, $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的 *IMF1* 和 *IMF2* 分量的中心频率十分接近, 判定为过分解, 则 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的预分解尺度设为 6。

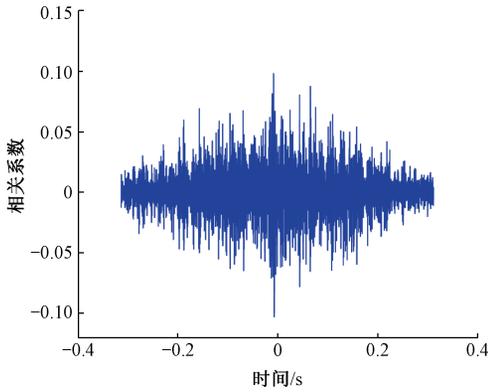


图 3 互相关系数

Fig.3 Cross correlation co-efficient

表 1 $x_1(t)$ 各 IMF 分量的中心频率

Table 1 Center frequencies of the IMFs of $x_1(t)$

K	中心频率/Hz						
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
2	354.0	1 093.1	-	-	-	-	-
3	349.2	989.9	1 317.8	-	-	-	-
4	321.6	982.5	1 308.9	2 159.3	-	-	-
5	349.1	922.1	1 140.6	1 385.5	2 741.0	-	-
6	347.4	921.1	1 138.3	1 383.8	2 152.1	2 795.4	-
7	318.6	379.0	923.2	1 141.3	1 385.1	2 155.0	2 796.4

表 2 $x_2(t)$ 各 IMF 分量的中心频率

Table 2 Center frequencies of the IMFs of $x_2(t)$

K	中心频率/Hz						
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
2	358.3	1 189.1	-	-	-	-	-
3	351.0	996.8	1 324.2	-	-	-	-
4	359.2	1 026.5	1 308.1	2 468.2	-	-	-
5	348.6	909.1	1 147.3	1 374.2	2 534.6	-	-
6	348.6	908.5	1 145.7	1 371.8	1 990.4	2 686.5	-
7	317.9	378.1	909.8	1 146.8	1 372.3	1 996.2	2 691.6

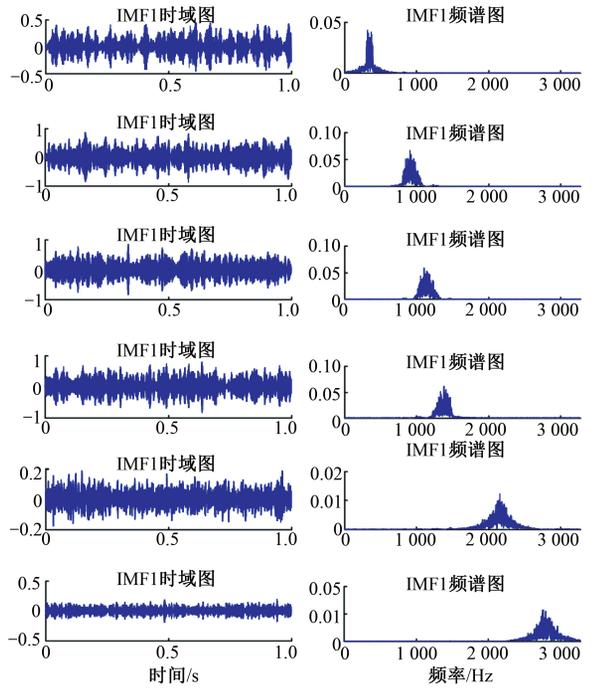


图 4 $x_1(t)$ 变分模态分解

Fig.4 Variational mode decomposition of $x_1(t)$

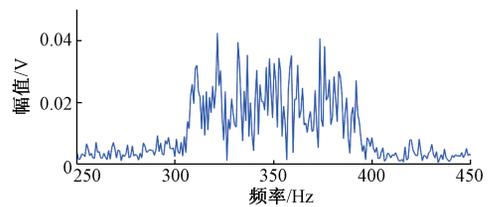


图 5 IMF1 局部频谱

Fig.5 Local spectrum of IMF1

$x_1(t)$ 分解个数为 6 时的每个 IMF 分量与 $x_1(t)$ 的相关系数如表 3 所示, $x_2(t)$ 分解个数为 6 时的每个 IMF 分量与 $x_2(t)$ 的相关系数如表 4 所示。

表 3 $x_1(t)$ 各 IMF 分量与 $x_1(t)$ 的相关系数

Table 3 Correlation co-efficient of $x_1(t)$ and each IMF of $x_1(t)$

K	相关系数					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
6	0.300	0.570	0.625	0.566	0.179	0.156

表 4 $x_2(t)$ 各 IMF 分量与 $x_2(t)$ 的相关系数

Table 4 Correlation co-efficient of $x_2(t)$ and each IMF of $x_2(t)$

K	相关系数					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
6	0.295	0.553	0.606	0.594	0.191	0.166 7

令 VMD 的分解个数为 6, $x_1(t)$ 的分解结果如图 4 所示,图 4 中 IMF1 分量的频谱图的 250~450 Hz 局部如图 5 所示,则 IMF1 分量约在 300~400 Hz 幅值较大,与源信号的特征频带吻合。说明通过变分模态分解,能将 $x_1(t)$ 中源信号提取出来;IMF2-IMF4 的幅值较大的部分集中在 800~1 500 Hz,来自于添加的 800~1 500 Hz 的带宽白噪声,能量较小的 IMF6 为分解的残余分量。

选择相关系数大于等于 $\frac{\max_{\text{相关系数}}}{2}$ 的 IMF 分量进行

重构形成新的泄漏信号 $x'_1(t)$ 和 $x'_2(k)$, 其中 $\max_{\text{相关系数}}$ 指各个 IMF 分量与原始信号相关系数中的最大值, $x'_1(k)$ 和 $x'_2(k)$ 的互相关系数如图 6 所示, 峰值约为 0.11, 呈低度相关, 且求得重构信号的时间延迟为 65.91 ms, 误差较大。由表 3、4 得 $x'_1(k)$ 和 $x'_2(k)$ 都是选择的 IMF2~IMF4 进行重构, 由表 1、2 结合图 4 得 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 经 VMD 分解得到的 IMF2~IMF4 分量主要为添加的 800~1500 Hz 带宽的噪声分量, 导致重构后定位不准确。虽然文献[14-16]和本文选择的相关系数准则两两各不相同, 但都是选取与未分解前的原始信号相关系数最大的若干个 IMF 分量, 本质上是选择能量值最大的若干个 IMF 分量进行重构, 所以如果源信号和能量大的噪声处于不同的频带, 当输入信号的 SNR 低至某种程度, 噪声所在 IMF 分量的能量将大于需要定位的源信号所在的 IMF 分量的能量, 利用相关系数选取 IMF 分量, 无论选取准则如何设定, 都很可能滤除掉能量较小的源信号而选择能量较大的噪声信号进行重构导致定位误差大。

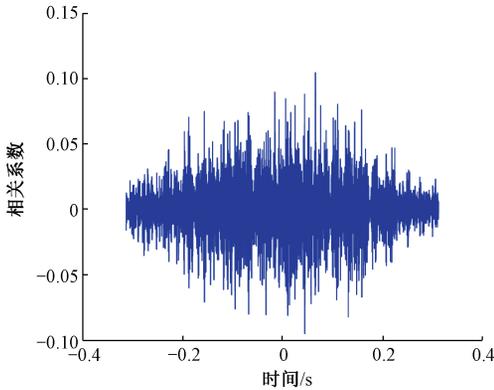


图 6 VMD 与相关系数结合重构信号的互相关系数

Fig.6 Cross correlation co-efficient of the signals reconstructed by method of VMD and correlation co-efficient

对 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 进行互谱分析, 求得 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的互谱相位差谱和相干函数如图 7 所示。

由图 7 得在约 300~400 Hz 的频带间的互谱相位差谱随频率大致呈水平变化且相干函数的值相比其他频带更大, 为源信号估计特征频带。

求得 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ VMD 分解个数分别为 6 时每个 IMF 分量的有效幅值比如表 5、表 6 所示。

表 5 $x_1(t)$ 各个 IMF 分量的有效幅值比

Table 5 Effective amplitude ratios of IMF components of $x_1(t)$

K	有效幅值比/%					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
5	62.47	0	0	0	0	0

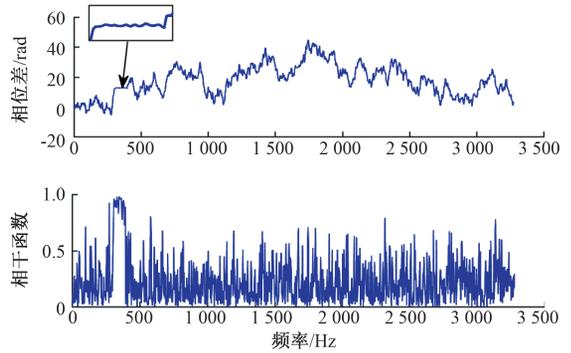


图 7 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的互谱相位差谱及相干函数

Fig.7 Cross-spectrum phase difference spectrum and coherence function of $x_1(t)$ and $x_2(t)$

表 6 $x_2(t)$ 各个 IMF 分量的有效幅值比

Table 6 Effective amplitude ratios of IMF components of $x_2(t)$

K	有效幅值比/%					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
6	63.04	0	0	0	0	0

由 VMD 和互谱分析结合方法的 IMF 分量选取原则 $P_A \geq \frac{P_{Amax}}{2}$ 以及表 5 可知选取 $x_1(t)$ VMD 分解个数 $K=6$ 时的 IMF1 进行信号重组为 $x'_1(t)$, 同理选取 $x_2(t)$ 的 VMD 分解个数 $K=6$ 时 IMF1 进行信号重组为 $x'_2(t)$, 则 $x'_1(t)$ 和 $x'_2(t)$ 的互相关函数如图 8 所示, 峰值约为 0.88, 呈高度相关, 且求得重构信号的时间延迟为 -7.629 ms, 相对时延误差为 0%。

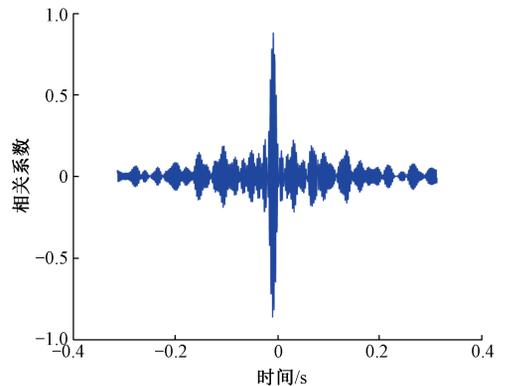


图 8 VMD 与互谱结合的重构信号的互相关系数

Fig.8 Cross correlation co-efficient of the signals reconstructed by method of VMD and Cross-spectrum

2.2 算法性能与输入信号 SNR 关系

对 2.1 节仿真得到的未加噪声的源信号 $y_1(t)$ 和

$y_2(t)$ 在整个采样频带范围内分别添加噪声强度相同, SNR 为 $-2 \sim 8$ dB, 步长为 1 dB 的白噪声作为仿真输入信号。求得 3 种方法的时延估计结果随输入信号 SNR 变化的关系如图 9 所示, 在输入信号 SNR 为 $-1 \sim 8$ dB 时, 本文所提出方法的时延估计为 -7.629 ms, 相对时延误差为 0%, 当 $SNR = -2$ dB 时, 其时延估计为 -4.5774 ms, 相对时延误差为 36%, 在相同信噪比下, VMD 和互谱分析结合的方法是这 3 种方法中时延估计误差最小并且其进行时延估计的相关系数峰值最大, 具有最优时延估计结果; 在输入信号 $SNR = 4$ dB 到 8 dB 时, VMD 和相关系数结合方法的时延估计为 -7.629 ms, 相对时延误差为 0%, 当 $SNR > -2$ dB 时, 该方法的相对时延误差不超过 44%; 互相关方法在输入信号 $SNR > 2$ dB 时, 相对时延误差不超过 36%, 但该方法在 $-2, 0$ 和 2 dB 出现超过 200% 的误差, 且互相关方法求时间延迟的相关系数峰值比 VMD 和相关系数结合方法要小, 具有最差的时延估计结果。

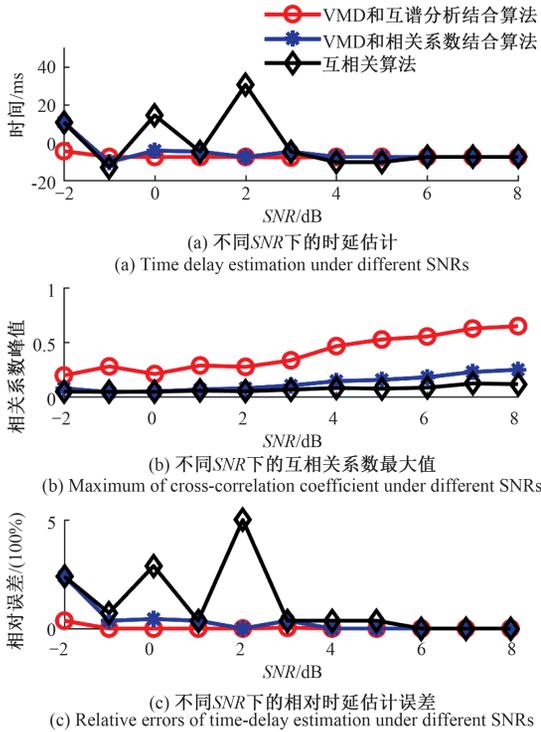


图 9 不同 SNR 下的时延估计结果对比

Fig.9 Comparison of time-delay estimation results under different SNRs

为了模拟真实供水管道泄漏信号含噪声能量大的频带与源信号特征频带不同的特性, 再对原未加噪声的模拟供水管道泄漏源信号 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 在整个频带范围内分别添加 $SNR = 10$ dB 的白噪声, 同时对 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 在 $800 \sim 1500$ Hz 范围分别添加噪声强度相同, $SNR = -2 \sim 8$ dB, 步长为 1 dB 的白噪声作为最终仿真输入信

号。求得时延估计结果随输入信号 SNR 变化的关系如图 10 所示, VMD 和互谱分析结合方法在 $SNR = -2 \sim 8$ dB 区间的时延估计为 -7.629 ms, 相对时延误差为 0%, 且求时间延迟估计的相关系数峰值在 3 种方法中最大并一直稳定在 $0.74 \sim 0.79$ 之间, 呈高度相关, 具有最优时延估计结果; 当 $SNR > 3$ dB 时, VMD 和相关系数结合方法的相对时延误差为 0%, 求时延的相关系数峰值比互相关方法大, 具有更优的时延估计结果; 但是当 $SNR \leq 3$ dB 时, VMD 和相关系数结合方法的相对时延误差超过 300%, 而互相关方法的相对时延误差更小, 因此互相关方法具有更好的时延估计结果。

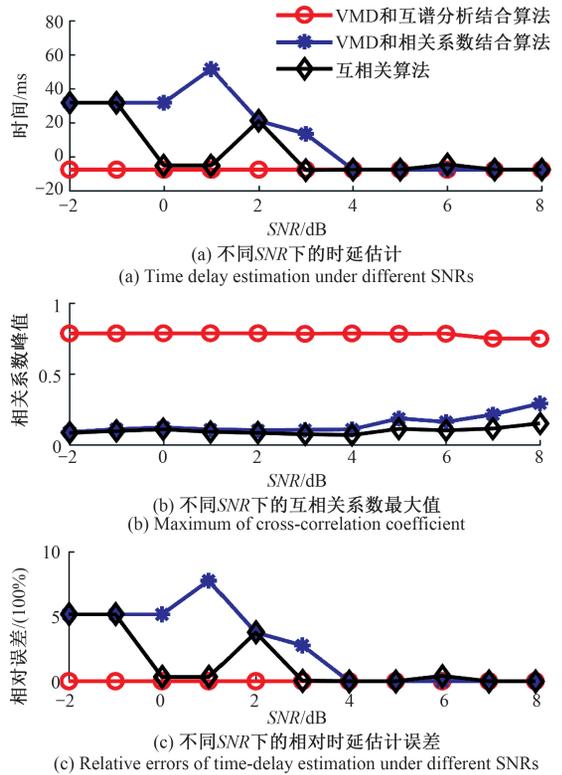


图 10 不同 SNR 下的时延估计结果对比

Fig.10 Comparison of time-delay estimation results under different SNRs

由上述仿真结果可知 VMD 和互谱分析结合的方法对于能量大的噪声频带与源信号特征频带不同的噪声具有很强的鲁棒性, 在输入信号的 SNR 为 $-2 \sim 8$ dB 范围内, 该方法求得的时间延迟十分准确且重构信号的相关系数峰值始终大于 0.74, 呈高度相关, 具有最优时延估计结果; VMD 和相关系数结合的方法对该种噪声在输入信号 SNR 较大时具有比互相关方法更好的时延估计结果, 随着 SNR 的减小, 其求得的时延估计比互相关方法更差。当加入的噪声覆盖整个采样频率时, VMD 和互谱分析结合的方法在输入信号 SNR 为 $-2 \sim 8$ dB 区间内同

样具有最好的时延估计结果,其次是 VMD 和相关系数结合方法,而互相关方法的时延估计结果最差。

3 供水管道泄漏定位实验分析

仿真实验初步验证了 VMD 和互谱分析结合进行时延估计定位的有效性和稳定性,下面利用实际信号进一步证明本文算法的优越性和可行性。本文搭建了真实供水管道泄漏检测定位实验平台如图 11 所示,平台包括德国 SebaKMT 管道泄漏振动数据采集系统、消防管网及其附属设备等;消防管网由压力表和消防栓组成,管道压力为 0.2 MPa,管道材质为钢质管道,内径为 100 mm。泄漏振动信号传播速度通过经验模型得到为 1 250 m/s。实验中,开启消防栓阀门模拟供水管道泄漏,当阀门开启时管内水流由于内外压力差由阀门口处向管外喷射使管道产生振动,从而产生泄漏振动信号,该信号沿着供水管道传输并被管道两端的加速度传感器拾取,采集节点的无线通信模块将数据发送至上位机,上位机对两路振动信号进行数据存储供后续信号分析和处理。

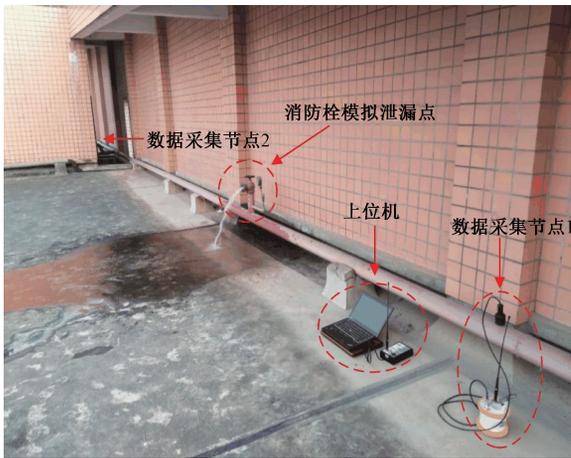


图 11 供水管道泄漏振动数据采集实验平台

Fig.11 Experimental platform of leakage-induced vibration data collection in water-supply pipeline

泄漏声信号主要频率成分集中在 1~2 kHz 之间,因此采用响应范围为 0.35~4 000 Hz 的 IEPE 压电加速度传感器^[17],并采用低通滤波器作为抗混叠滤波器对传感信号进行预处理,然后以 6 554 Hz 的采样率采集以上供水管道泄漏检测定位实验平台的泄漏数据,数据采集的节点数为 20 480。进行上述 3 种定位方法的实验对照,如图 11 所示是传感器 1 采集的泄漏信号时域波形及其频谱,该组数据采集自两传感器的距离 $d=16$ m,距传感器 1 的长度 $d_1=8.9$ m 的实验条件,设传感器 1 采集的信号为 $f_1(t)$,传感器 2 采集的信号为 $f_2(t)$ 。

对 $f_1(t)$ 和 $f_2(t)$ 进行互相关如图 13 所示。

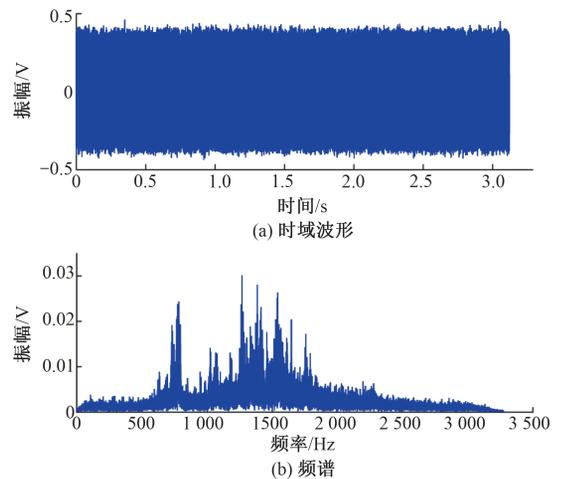


图 12 供水管道泄漏信号及其频谱

Fig.12 Waveform and spectrum of water-supply pipeline leakage signal

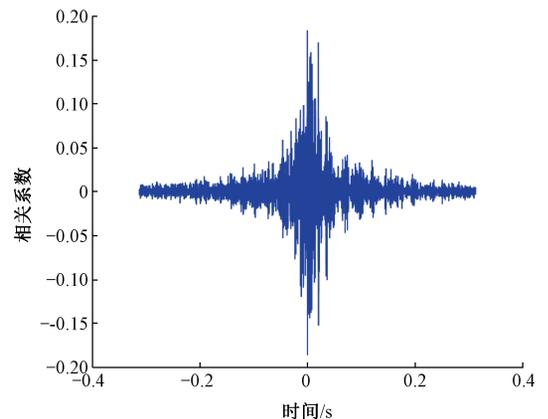


图 13 供水管道泄漏信号互相关系数

Fig.13 Cross correlation co-efficient of water-supply pipeline leakage signal

由图 13 得原始供水管道泄漏信号的互相关系数峰值约为 0.18,呈低度相关,求得距传感器 1 的距离 $d'_1=7.81$ m,则定位误差 $\varepsilon=d'_1-d_1=-1.09$ m。相对定位误差 $\delta=|\varepsilon|/d \times 100\%=6.81\%$ 。

对供水管道泄漏信号 $f_1(t)$ 和 $f_2(t)$ 进行互谱分析,求得 $f_1(t)$ 和 $f_2(t)$ 的互谱相位差谱和相干函数如图 14 所示,易知 $f_1(t)$ 和 $f_2(t)$ 的互谱相位差谱约在 623~778 Hz 之间随频率大致呈水平变化且该频带比其他频带的相干函数的值更大,该频带(623~778 Hz)考虑为泄漏特征频带,虽然 1 118~1 639 Hz 频带的相干函数值整体较大但其中某些频带的相干函数值很小,且该频带内的互谱相位差谱随着频率变化十分复杂而非呈水平变化,因此不作为特征频带,结合采集信号的频谱图考虑为能量较大的噪声。

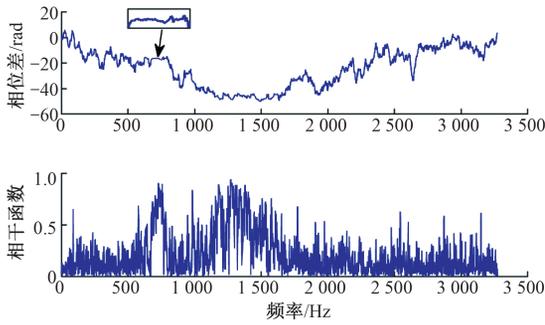


图 14 供水管道泄漏信号的互谱相位差谱及相干函数

Fig.14 Cross-spectrum phase difference spectrum and coherence function of Water-supply pipeline leakage signal

与 2.1 节判定方式相同,当信号分解至 IMF 分量的中心频率十分相近判定为过分解,求得 $f_1(t)$ 预分解个数 $K > 6$ 时出现过分解,所以选取分解个数为 $K = 6$,同理选取 $f_2(t)$ 的分解个数为 $K = 7$,则 $f_1(t)$ 的各 IMF 分量 and 原信号的相关系数如表 7, $f_2(t)$ 的各个 IMF 分量和原信号的相关系数如表 8 所示。

表 7 $f_1(t)$ 各 IMF 分量与 $f_1(t)$ 的相关系数

Table 7 Correlation co-efficient of $f_1(t)$ and each IMF of $f_1(t)$

K	相关系数					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
6	0.285	0.481	0.575	0.563	0.387	0.260

表 8 $f_2(t)$ 各 IMF 分量与 $f_2(t)$ 的相关系数

Table 8 Correlation co-efficient of $f_2(t)$ and each IMF of $f_2(t)$

K	相关系数						
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
7	0.232	0.325	0.579	0.658	0.440	0.299	0.229

根据相关系数的有效 IMF 分量选取原则,选择相关系数大于等于 $\frac{\max \text{相关系数}}{2}$ 的 IMF 分量进行重构形成新的泄漏信号 $f'_1(t)$ 和 $f'_2(t)$,对 $f'_1(t)$ 和 $f'_2(t)$ 进行互相关如图 15 所示,供水管道泄漏信号经 VMD 和相关系数结合算法重构信号的互相关系数峰值约为 0.22,呈低度相关,且求得距传感器 1 的距离 $d'_1 = 13.15$ m,定位误差 $\varepsilon = 4.25$ m,相对定位误差 $\delta = 26.56\%$,虽然该方法重构信号互相关系数的峰值比互相关方法的峰值更大,但是定位误差更大,因此 VMD 和相关系数结合的方法对能量大的噪声频带与泄漏源信号特征频带不同的低 SNR 供水管道泄漏信号降噪效果不理想。

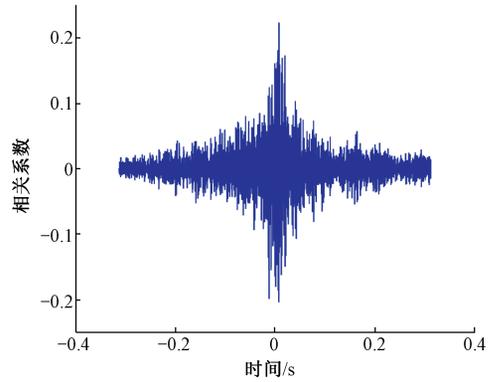


图 15 VMD 和相关系数结合重构信号的互相关系数

Fig.15 Cross correlation co-efficient of the signals reconstructed by VMD and correlation co-efficient method

当 VMD 的分解个数 $K = 6$ 时, $f_1(t)$ 的各 IMF 分量的有效幅值比如表 9 所示,根据 VMD 和互谱分析结合方法的 IMF 分量选取原则 $P_A \geq \frac{P_{Amax}}{2}$,选取 IMF1 进行信号重组为 $f'_1(t)$,同理由表 10 选取 $f_2(t)$ 在 VMD 分解个数 $K = 7$ 的 IMF1 重组为 $f'_2(t)$ 。

表 9 $f_1(t)$ 各 IMF 分量的有效幅值比

Table 9 Effective amplitude ratios of each IMF of $f_1(t)$

K	有效幅值比/%					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
6	58.57	12.26	0	0	0	0

表 10 $f_2(t)$ 各 IMF 分量的有效幅值比

Table 10 Effective amplitude ratios of each IMF of $f_2(t)$

K	有效幅值比/%						
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
7	56.54	14.66	0	0	0	0	0

$f'_1(t)$ 和 $f'_2(t)$ 的互相关系数如图 16 所示,供水管道泄漏信号经 VMD 和互谱分析结合算法重构后,互相关系数的峰值约为 0.48,呈显著相关,且求得距传感器 1 的距离 $d'_1 = 8.573$ m,定位误差 $\varepsilon = -0.327$ m,相对定位误差 $\delta = 2.04\%$,相关系数和定位精度都明显优于直接互相关及基于 VMD 和相关系数结合的算法。

为了进一步证明 VMD 和互谱分析结合方法对于低 SNR 下供水管道泄漏定位的有效性。在上述搭建的真实供水管道泄漏检测定位实验平台中采集 30 组数据进行 VMD 和互谱分析结合定位(算法 1)、直接互相关定位(算法 2)及 VMD 和相关系数结合定位(算法 3)实验并比较,其中 1~10 组数据采集自两传感器间不含支管,总

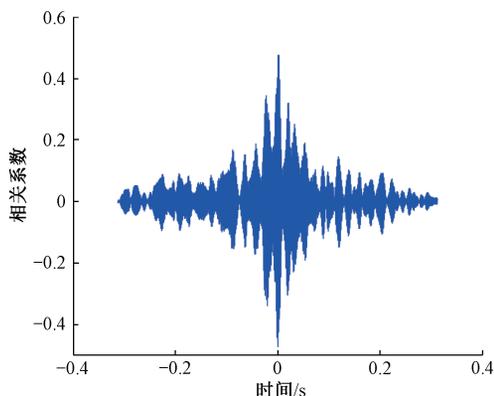


图 16 VMD 与互谱结合的重构信号的互相关系数

Fig.16 Cross correlation co-efficient of the signals reconstructed by method of VMD and Cross-spectrum

长度为 $d=16\text{ m}$, 距传感器 1 的长度 $d_1=8.9\text{ m}$; 11~20 组数据采集自含支管, $d=24\text{ m}$, $d_1=16.9\text{ m}$; 21~30 组数据采集自含支管, $d=20\text{ m}$, $d_1=16.9\text{ m}$ 。以上数据均在含有较强背景噪声下采集, 对基于 3 种不同方法的供水管道泄漏定位误差进行统计如表 11 所示。

表 11 不同定位方法的误差

Table 11 Errors in different location methods

数据采集 组号	平均相对定位误差/%			相对定位误差的标准差/%		
	算法 1	算法 2	算法 3	算法 1	算法 2	算法 3
1~10	3.46	5.13	11.05	1.42	2.47	8.68
11~20	2.85	7.97	10.27	2.14	8.26	6.73
21~30	1.28	12.77	29.28	0.87	12.59	21.63
1~30	2.53	8.62	16.86	1.77	5.82	16.53

由表 11 可知在两传感器距离不同, 与传感器 1 距离不同和是否含支管的多种不同的低 SNR 供水管道泄漏条件下, VMD 和互谱分析结合算法定位结果都是最好的, 而 VMD 和相关系数结合算法定位结果最差。所以针对低 SNR 供水管道泄漏信号, VMD 和互谱分析结合的定位算法能够有效提高泄漏信号的 SNR, 从而提高定位精度。

4 结 论

本文针对供水管道泄漏信号低 SNR 下定位误差较大的问题, 提出互谱分析和 VMD 结合的定位方法, 为验证该方法的去噪定位性能, 利用仿真将本文提出的方法与互相关方法、VMD 和相关系数结合方法作时延估计误差对比, 仿真结果表明 VMD 和互谱分析结合的方法对噪声具有最强的鲁棒性以及最佳的时延估计性能; 为进一

步验证本文提出的定位方法的有效性和可行性, 利用搭建的真实供水管道泄漏检测定位平台采集到的 30 组真实泄漏信号进行互谱分析和 VMD 结合、互相关以及 VMD 和相关系数结合定位实验, 实验结果表明本文提出的泄漏定位方法定位的相对误差和标准差均为最小, 有效地验证了本文提出的方法能够提高泄漏信号的 SNR, 从而提高定位精度。

本文是在两传感器之间只有一个泄漏点的情况下开展泄漏定位算法研究, 如果在两传感器之间有两个泄漏点, 首先利用互谱分析确定泄漏的特征频带, 如果这两个泄漏点不在同一个频带, 将会有两个不同的特征频带, 再利用 VMD 分解泄漏信号得到的 IMF 分量分别在两个不同特征频带内的能量比例作为选取准则分别选取有效 IMF 分量重构来进行时延估计, 从而可以将本文的泄漏定位方法推广到多漏点定位。

参考文献

- [1] CARTER G C. Coherence and time delay estimation[J]. Proceedings of the IEEE. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1987, 75(2): 236-255.
- [2] CARTER G C, NUTTALL A H, CABLE P G. The smoothed coherence transform[J]. Proceedings of the IEEE. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1973, 61(10): 1497-1498.
- [3] 吴慧娟, 文玉梅, 李平. 低信噪比下的 LMS 自适应无偏时延估计[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 500-505.
WU H J, WEN Y M, LI P. Bias-free LMS time delay estimation at low signal-to-noise ratio levels [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 500-505.
- [4] 杨进, 文玉梅, 李平. 泄漏声振动传播信道辨识及其在泄漏点定位中的应用[J]. 振动工程学报, 2007, 20(3): 260-267.
YANG J, WEN Y M, LI P. Research on leak acoustic propagation channel identification and leak location for water distribution pipelines [J]. Journal of Vibration Engineering, 2007, 20(3): 260-267.
- [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] KNAPP C H, CARTER G C. The generalised correlation method for estimation of time delay [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing. 1976, 24(4): 320-327.
- [7] 吴旭景, 杜斌, 叶陈. 基于 EMD 和小波分解的管道泄漏声发射源定位[J]. 无损检测, 2015, 37(10): 60-63.
WU X J, DU B, YE CH. The Location of acoustic

- emission source of pipeline leakage based on EMD and wavelet transform [J]. *Nondestructive Testing*, 2015, 37(10): 60-63.
- [8] 吴珊珊, 胡国兵, 张照锋, 等. 变模式分解在供水管道漏点定位中的应用研究[J]. *电子器件*, 2017, 40(4): 1036-1043.
WU SH SH, HU G B, ZHANG ZH F, et al. Research on leak location method of water delivery line based on variational mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2017, 40(4): 1036-1043.
- [9] 路炜, 文玉梅. 供水管道泄漏定位中基于互谱的时延估计[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(3): 504-509.
LU W, WEN Y M. Time delay estimation based on cross power spectrum for water pipeline leakage locating [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(3): 504-509.
- [10] BENDAT J S, PERSOL A G. *Engineering Application of Correlation and Spectral Analysis* [M]. New York: Wiley, 1980.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] 张淑清, 宿新爽, 陈荣飞, 等. 基于变分模态分解和FABP的短期电力负荷预测[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(4): 68-73.
ZHANG SH Q, SU X SH, CHEN R F, et al. Short-term load forecasting based on the VMD and FABP [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(4): 68-73.
- [13] 张俊甲, 马增强, 王梦奇, 等. 基于VMD与自相关分析的滚动轴承故障特征提取[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(9): 1372-1378.
ZHANG J J, MA Z Q, WANG M Q, et al. Rolling bearing fault feature extraction based on VMD and autocorrelation analysis [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(9): 1372-1378.
- [14] 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. Algorithm of sound signal enhancement based on VMD [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(10): 10-15.
- [15] 杨大为, 冯辅周, 赵永东, 等. VMD样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(16): 198-205.
YANG D W, FENG F ZH, ZHAO Y D, et al. A VMD sample entropy feature extraction method and its application in planetary gearbox fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(16): 198-205.
- [16] 潘凌云, 赵岩, 高丙坤. 一种基于VMD和小波去噪的管道泄漏检测算法[J]. *自动化技术与应用*, 2017, 36(9): 1-5.
PAN L Y, ZHAO Y, GAO B K. A pipeline leak detection algorithm based on VMD and wavelet denoising [J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2017, 36(9): 1-5.
- [17] 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, 25(1): 30-37.
YANG J, WEN Y M, LI P. Study on the frequency feature of acoustic leak signal in cast iron water distribution pipes [J]. *Applied Acoustics*, 2006, 25(1): 30-37.

作者简介



李帅永, 2010年于信阳师范学院获得学士学位, 2014年于重庆大学硕博连读获得博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: lishuaiyong@cqupt.edu.cn

Li Shuaiyong received his B. Sc. degree from Xinyang Normal University in 2010 and Ph. D. degree from Chongqing University in 2014. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include information acquisition and processing.



夏传强(通信作者), 2013年于四川理工学院获学士学位, 现为重庆邮电大学自动化学院研究生, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: xiacaq2020@163.com

Xia Chuanqiang received his B. Sc. degree from Sichuan University of Science & Engineering in 2013. He is currently a M. Sc. student in the Department of Automation at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research interests include Information acquisition and processing.