

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104429

基于 VMD-SVD 自优化的管道微泄漏信号增强方法*

李帅永 韩明秀 文井辉

(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:针对复杂环境噪声下管道微泄漏特征难以提取的问题,提出基于变分模态分解-奇异值分解(VMD-SVD)自优化的管道微泄漏信号增强方法。首先,采用遗传迭代算法对 VMD 参数对 $[\alpha, K]$ 进行自适应优化,采用奇异值峭度差频谱对 SVD 重构阶次进行自适应优化;然后,采用参数优化的 VMD 对泄漏信号进行分解,并采用峭度分析法对分解的模态分量进行筛选并重构;最后,采用阶次优化的 SVD 对重构信号进行非线性滤波,从而提高微泄漏信号的信噪比。仿真与实验结果表明,信号增强方法使仿真信号的信噪比提高了 9.32 dB,使管道微泄漏信号的相关性提高了 5.92 倍,使互相关泄漏相对定位误差减少了 14.34%。

关键词:遗传算法;奇异值分解;变分模态分解;参数自优化;信号增强

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

Weak signal enhancement based on self-optimizing VMD-SVD for leak location in water-supply pipeline

Li Shuaiyong Han Mingxiu Wen Jinghui

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

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to extract the early characteristics of pipeline micro-leakage under complex environmental noise, this paper proposed a method based on variational mode decomposition-singular value decomposition (VMD-SVD) self-optimizing pipeline microleakage signal enhancement method. Firstly, the genetic iterative algorithm was used to optimize the VMD parameters $[\alpha, k]$, and the singular value kurtosis difference spectrum was used to optimize the reconstruction order of SVD. Then, the leakage signals were decomposed by VMD with optimized parameters, and the decomposed modal components were screened and reconstructed by kurtosis analysis. Finally, order optimized SVD is used to nonlinear filter the reconstructed signals, so as to improve the signal-to-noise ratio (SNR) of micro-leakage signals. Simulation and experimental results show that: the signal enhancement method proposed in this paper improves the signal-to-noise ratio of simulation signals by 9.32 dB, the correlation of pipeline micro-leakage signals has been increased by 5.92 times, and the relative positioning error of cross-correlation leakage is reduced by 14.34%.

Keywords: genetic algorithm; singular value decomposition; variational mode decomposition; parameter-optimized; signal enhancement

0 引言

供水管道在生产生活中发挥重要作用,管道泄漏造成水资源浪费和经济损失。管道泄漏检测定位研究对保障城市供水管网正常运行具有重要意义^[1-3]。目前管道泄漏检测主要有实时瞬态模型^[4]、负压力波^[5-7]、声学振

动等方法^[8-9],其中声学振动法因其灵敏度高、定位准确、反应速度快等优点被广泛应用到供水管道泄漏检测定位中。

复杂噪声下的管道泄漏声振动信号具有多模态、频散、非平稳等特性导致泄漏早期特征难以提取从而无法实现泄漏检测与定位,目前已经提出多种管道泄漏信号增强方法,并取得了一定的应用效果。其中,小波变换分

收稿日期: 2021-06-15 Received Date: 2021-06-15

*基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB2005900)、国家自然科学基金(61703066)、重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2018jcyjAX0536)、重庆市技术创新与应用发展专项(cstc2018jszx-cyztzxX0028, cstc2019jcsx-fxydX0042, cstc2019jcsx-zdztzxX0053)资助

析被提出用于获取低信噪比下的微泄漏特征并取得了一定的信号增强效果,该方法需要依靠经验来选取小波基函数^[10-11]。经验模态分解(EMD)因其信号分解的自适应特性被用于管道泄漏声信号的增强,该方法存在模态混叠、端点效应导致泄漏特征提取精度不高^[12]。变分模态分解(VMD)因其可有效抑制模态混叠和端点效应被应用于管道泄漏声振动检测与定位,研究表明该方法更适合用于管道泄漏信号的增强,但是该方法的准确性依赖于事先人工设定的分解层数与惩罚因子^[13-14]。刘嘉敏等^[17]在提出一种基于遗传算法(genetic algorithm, GA)的 VMD 参数优化与小波阈值相结合的降噪算法,虽然达到了抑制噪声的目的,但是缺点在于参数设置较多,分解准确度较低且计算复杂度较大。边杰^[18]提出了利用遗传算法优化 VMD 参数来降低信号噪声及提取特征的方法。该方法首先进行遗传迭代优化 VMD 参数,并且通过三阶累积量对角切片法剔除耦合谐波。但是单一采用参数优化的 VMD 对信噪比低的微泄漏信号增强效果不明显,甚至会出现特征信息丢失现象^[19]。

由于管道泄漏声振动信号具有多模态、频散、随机等特性,且 VMD 方法适用于分析非平稳的时域信号;而奇异值分解(SVD)方法能够简化数据,进一步优化数据,保留信号中的有效成分,提高信噪比。所以,针对低信噪比的管道微泄漏信号采用单一自优化的 VMD 进行信号增强效果不明显的问题,结合 SVD 非线性滤波特性^[20-22],本文试图采用联合自优化 VMD-SVD 构建管道微泄漏信号增强模型。首先通过遗传迭代算法自适应优化 VMD 参数,采用奇异值峭度差频谱优化 SVD 重构阶次,构建自优化 VMD-SVD 信号增强模型。然后利用自优化的 VMD-SVD 联合增强模型对泄漏信号进行分解,并设计模态分量筛选准则和重构机制,有效抑制非平稳、非线性噪声,从而获得信噪比增强的重构信号。最后通过仿真与实验来验证本文提出的信号增强方法的有效性。

1 基于 VMD-SVD 自优化信号增强方法

1.1 VMD 参数优化

1.1.1 VMD 算法原理

Dragomiretskiy 等在 2014 年提出变分模态分解理论,理论框架是自适应求解约束变分模型最优解,通过不断迭代寻求 K 个模态函数 $u_k(t)$, 确定每个 IMF 分量的中心频率及带宽,实现信号频域剖分及各个 IMF 分量的有效分离,并且使得所有 IMF 估计带宽之和最小。VMD 算法的具体分解过程如下^[23-24]。

1) 首先将每一个模态分量信号 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换计算解析信号并得到单边频谱,其中 $\delta(t)$ 为单位脉冲函数, j 表示虚数, $*$ 代表卷积运算。

$$[\delta(t) + j\pi t] * u_k(t) \quad (1)$$

2) 将式(1)与指数项 $e^{-j\omega_k t}$ 混合,将各个模态函数的频谱调制到相应基频带,便于后续分离各成分。

$$[(\delta(t) + j\pi t) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

3) 通过计算式(2)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:

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

4) 引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 求出式(3)的最优解,利用交替方向乘子算法反复迭代寻求扩展 $\lambda(t)$ 表达式的鞍点最小值,该式的最优解为各个 IMF 的 $\{u_k\}$ 以及中心频率 $\{\omega_k\}$, 如式(4)所示。

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

则 VMD 算法的具体实施过程如下:

(1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \{\hat{\lambda}_k^1\}, n = 0$ 。

(2) 更新模态信号的中心频率,令 $n = n + 1$, 对于所有 $\omega \geq 0$ 使得:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, j \neq k}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)} \quad (5)$$

$$\omega_k^1 = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

(3) 采用对偶上升法更新拉格朗日乘法算子 λ , 对于所有 $\omega \geq 0$, 使得:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma [f(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (7)$$

(4) 重复步骤(2)、(3)直到满足收敛条件式(8), 即当给定判别精度满足 $\varepsilon \geq 0$ 条件时停止迭代, 输出的结果。

$$\sum_{k=1}^K \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (8)$$

利用 VMD 分解算法对信号进行自适应分解时需要预先设置分解参数,通过理论研究表明对分解效果有较大影响的参数主要包括分解个数 K 和惩罚参数 α 。仅凭经验设置这两个参数或是通过固定一个参数优化另一个参数的方式会给 VMD 分解结果带来较大误差^[25]。

1.1.2 利用遗传算法优化 VMD 参数

GA^[26]是一种模拟生物自然选择和基因进化的寻优算法,主要经过染色体的初始编码、生成初始种群、设置

适应度函数、选择、交叉、变异等 6 个步骤,是一种迭代搜寻的优化算法,经过指定的迭代次数后结束运算,然后找出所有遗传代数中的最优染色体,能够有效解决全局性的非线性优化问题,可采用遗传算法使用适应度函数对目标函数所在的解空间进行全局范围的并行搜索,以此快速而准确地获取 VMD 的最优参数。

遗传算法搜寻 VMD 方法的输入参数时,需要定义一个适应度函数。采用信息熵^[27]评价信号的稀疏性,熵值越大,信号的不确定性越大,说明信号中噪声比较多,信噪比低。信号经解调分解后的包络信号序列 e_j ,其熵值即为包络熵,可以反映原始信号的稀疏特性。零均值信号 $x(j)$, $j = 1, 2, \dots, N$ 的包络熵 e_j 如式(9)所示。

$$\begin{cases} E_e = - \sum_{j=1}^N e_j \lg e_j \\ e_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \end{cases} \quad (9)$$

式中: e_j 为 $a(j)$ 的归一化形式; $a(j)$ 为信号 $x(j)$ 经过 Hilbert 变换后的包络信号。

以带输入参数 (k, α) 的 VMD 方法分解得到的各 u_k 分量的包络熵作为遗传算法参数优化时染色体的适应度函数,将最小的包络熵值称为局部极小包络熵值,与之对应的 u_k 分量组合称为局部最佳分量组合,将最小化局部极小包络熵值作为最终的参数寻优目标。经过 N 次迭代计算获得最佳的 (k, α) 参数对,并进行 VMD 分解得到 IMF 分量,利用峭度分析方法重构。

峭度用来表示样本的密度函数图形顶峰的凸平度,计算公式如下:

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (10)$$

式中: μ 为信号 x 的均值; σ 为信号 x 的标准差。峭度值越大,表明信号中保留的泄漏信息越多,泄漏特征也越易提取。

1.2 SVD 原理

设采样信号为 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 构造 $L \times K$ 阶的 Hankel 矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_k \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: N 为信号长度, $K = N - L + 1$, 延时为 1, \mathbf{H} 为轨道矩阵。 \mathbf{H} 的奇异值分解可表示为:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (12)$$

式中: $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{L \times L}$, $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{K \times K}$ 分别为正交矩阵且满足式(13)。

$$\mathbf{U}\mathbf{U}^T = \mathbf{1}, \mathbf{V}\mathbf{V}^T = \mathbf{1}; \mathbf{S} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n) \quad (13)$$

其中 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ 为奇异值,根据 SVD 理论,较大的奇异值反映的是有效信号,较小的奇异值反映的是噪声分量。

相邻两个奇异值的差值为奇异值差分谱,它描述了奇异值序列变化情况,以 S_k 表示差分谱:

$$S_k(i) = d_i / \sum_{i=1}^L d_i \quad i = 1, 2, \dots, t \quad (14)$$

式中: $d_i = \sigma_i - \sigma_{i+1}$, $t = \min(L, K) - 1$ 。

根据差分谱的定义可知,两个奇异值相差越大,在差分谱中对应的峰值也越大,所表现出的特征越明显。

奇异值分解后信号的降噪效果与降噪阶次选取有关,若阶次选取过低则信号故障信息可能丢失,阶次过高时,会使得降噪信号仍保留噪声信息,所以选择适当的最优化的有效秩阶次可以起到有效剥离噪声的作用。本文采用单边极大值原则^[28]自适应确定信号的自优化有效秩阶次,有效增强有用信号的重构精度和对噪声的抑制效果。

1.3 基于 VMD-SVD 自优化的信号增强算法

本文提出的基于遗传算法的 VMD-SVD 自优化的微弱信号增强方法的流程图如图 1 所示。

1) 将采集信号导入框架中,初始化遗传算法的参数,包括迭代次数、种群规模、交叉概率、变异概率以及待优化参数的搜索范围。

2) 以 VMD 方法中模态分量的包络熵值最小为优化目标建立适应度函数,进行遗传迭代搜索得到二次惩罚因子 α 与模态分量个数 K 。

3) 对泄漏信号进行 VMD 分解,得到若干 IMF 分量,计算各 IMF 峭度值,采用相关峭度法筛选较大峭度值对应的 IMF 分量并重构信号。

4) 计算重构信号的 Hankel 矩阵,进行奇异值分解。

5) 计算奇异值的差分谱,根据单边极大值原则选择差分谱峰,进而确定含有较大峰值的有效秩阶次,由相应的奇异值进行信号重构,滤波后的信号阈值为 Hankel 矩阵的中值或平均值。

2 仿真实验

2.1 仿真信号

为验证本文提出的信号增强算法的有效性,利用 MATLAB 函数产生点数 $N = 6\ 554$ 的高斯信号 $x(t)$, 设采样率 $F_s = 6\ 554$ Hz。对 $x(t)$ 进行 800~900 Hz 的带通滤波来模拟供水管道泄漏噪声源信号;由于供水管道一般埋设在地下数米的地方,地表通常会有行人走路形成的振动信号,以及机械施工产生的振动信号,所以分别在 200~300、1 400~1 500 Hz 两个频带内添加高斯白噪声,模拟实际采集信号时外部环境噪声,并在信号的整段频

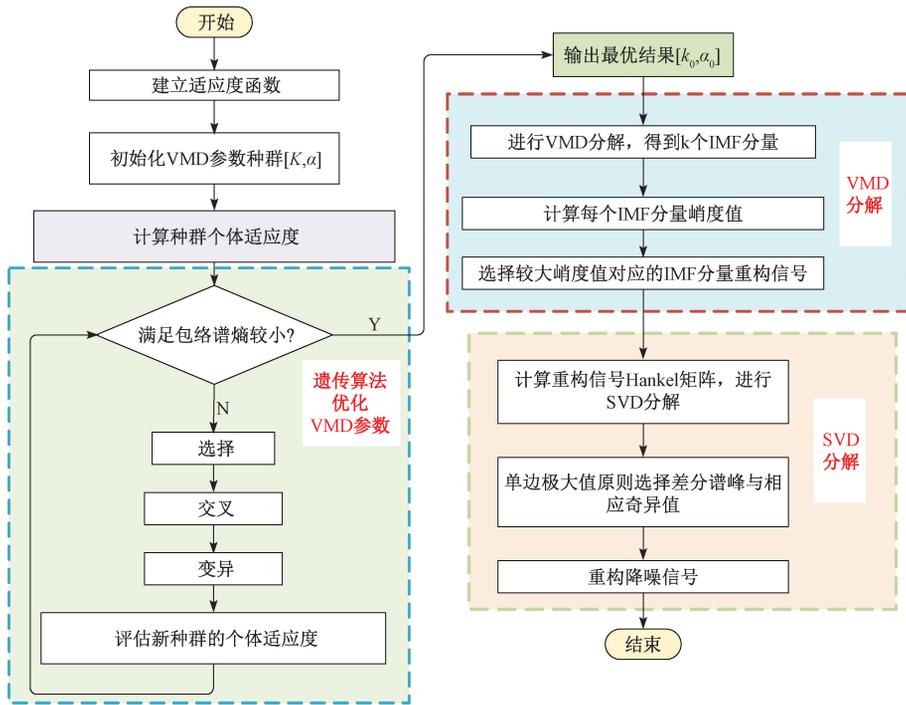


图 1 基于 VMD-SVD 自优化的信号增强算法

Fig. 1 The signal enhancement algorithm based on VMD-SVD of self-optimization

带内添加 $SNR = -2$ dB 的白噪声来模拟真实供水管道低信噪比的泄漏信号, 仿真信号时域和频域分析如图 2 所示, 信噪比计算如式 (15) 所示, 此时信噪比 $SNR = -7.86$ dB。

$$SNR_{dB} = 20\lg(S/N) \quad (15)$$

式中: S 、 N 分别为信号与噪声电压值。

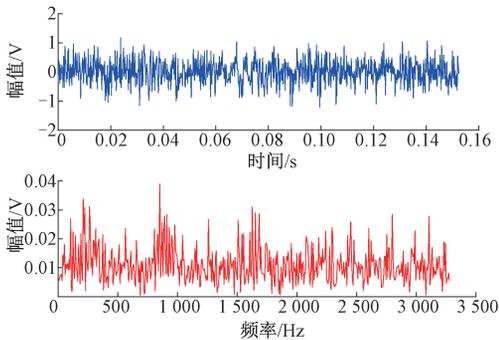


图 2 仿真信号时域与频域特征

Fig. 2 The characteristic of simulation signal
In time domain and frequency domain

2.2 遗传算法优化 VMD 参数

经过大量测试, VMD 优化参数设置如下: 优化参数个数为 2, 分别是二次惩罚因子 α 与模态分量个数 K ; 设置迭代次数 $maxgen = 10$; 种群规模 $sizepop = 10$; 交叉概率与变异概率分别为 0.8、0.1, 设置 α 与 K 的范围为

$bound = [500 \ 2000; 3 \ 10]$ 。为了搜寻全局最佳 IMF 分量组合, 将局部极小幅度谱熵值作为整个参数寻优过程中的适应度值, 对优良个体进行选择从而获得最优群体。

遗传算法 10 次迭代的适应度变化趋势如图 3 所示, 具体的平均适应度与最佳适应度的实际值如表 1 所示。

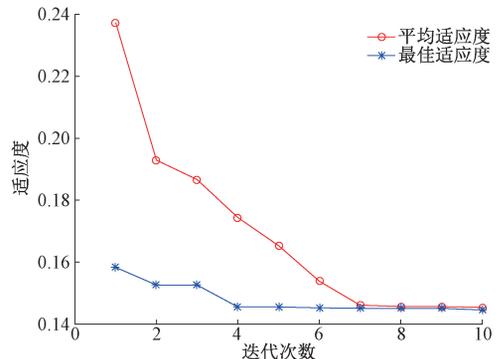


图 3 遗传算法适应度变化

Fig. 3 The figure of fitness change of GA

如果进化过程中种群的平均适应度与最优适应度在曲线上有相互趋同的形态, 表示算法收敛; 在这种前提下, 最优适应度个体从第 7 代开始没有发生进化表明种群已经成熟。经过多次测试, 遗传算法优化 VMD 参数基本收敛, 总体趋势保持不变。

表 1 遗传算法迭代过程的适应度变化值

Table 1 The fitness change value of iterative process in GA

迭代次数	平均适应度	最佳适应度
1	0.237 3	0.158 3
2	0.192 9	0.152 6
3	0.186 6	0.152 6
4	0.174 4	0.145 5
5	0.165 3	0.145 5
6	0.153 9	0.145 3
7	0.145 6	0.145 1
8	0.145 7	0.145 1
9	0.145 7	0.145 1
10	0.145 4	0.145 4

2.3 自优化 VMD 分解及重构

针对仿真信号的 10 次迭代寻优的结果组合为模式分量个数 $K = 9$, 二次惩罚因子 $\alpha = 1\ 334$ 。代入 VMD 分解算法中, 得到 9 个 IMF 分量的频域特性如图 4 所示。

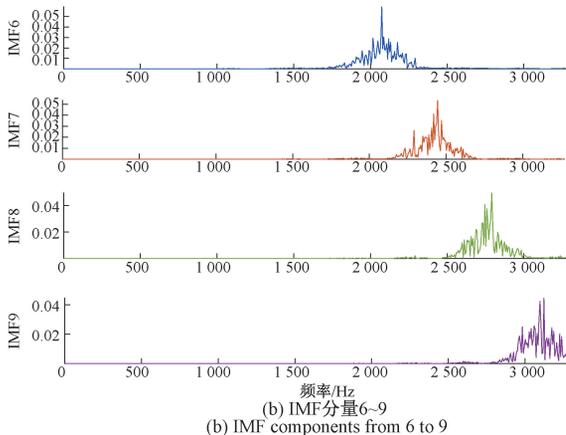
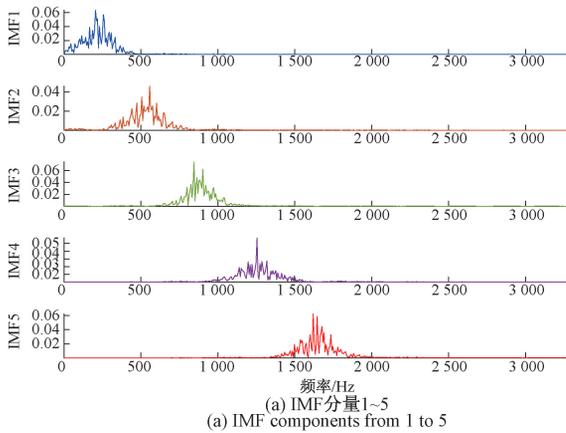


图 4 IMF 分量的频域特性

Fig. 4 The figure of frequency domain characteristics of IMF components

计算 9 个 IMF 分量的峭度值, 如图 5 所示, IMF3、IMF1 的峭度值较高, 包含原信号的信息较多, 所以选择

IMF3、IMF1 分量进行重构。改进 VMD 后重构信号的时域与频域特征图如图 6 所示, 从频域可看出, 峰值在频率为 858 Hz 处, 且主要能量集中在 800~900 Hz 频段内, 重构信号的信噪比 $SNR = -0.450\ 0$, 与原信号相比提高了 7.41 dB, 大幅抑制了 1 400~1 500 Hz 频带的噪声。

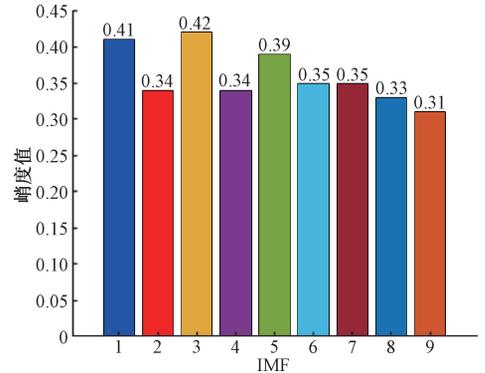


图 5 IMF 分量的峭度值

Fig. 5 Kurtosis of IMF components

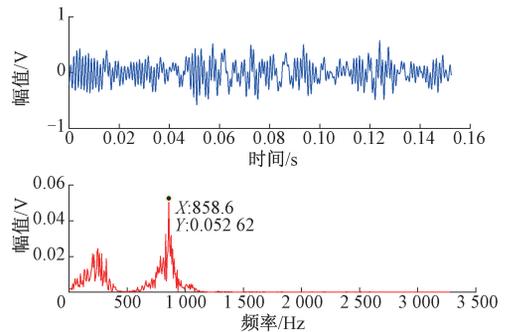


图 6 重构信号时域与频域特征

Fig. 6 The characteristic of time domain and frequency domain of reconstructed signal

2.4 SVD 分解及重构

首先获取 GVMD 重构信号的 Hankel 矩阵, 进行奇异值分解, 然后根据得到的奇异值差分谱, 选择合适的差分谱峰, 结合相应的奇异值进行重构。奇异值能量差分谱如图 7(a) 所示, 放大图形在图 7(b) 中自右向左观察阶次在 38 点处出现第一个最大单边峰值, 选择该点为重构信号有效秩阶次对信号进行增强。

重构后信号的时域和频域特性如图 8 所示, 且 $SNR = 1.463\ 2\ \text{dB}$, 较 2.3 节 VMD 重构信号的信噪比提升了 1.913 5 dB; 且频域峰值在 800~900 Hz, 较好保留原信号特征; 200~300 Hz 频带内的噪声含量比之前有所降低。

2.5 仿真结果分析

综上, 初始信号、VMD、VMD-SVD 重构 3 部分的仿真实验信噪比对比结果如表 2 所示。从表 2 可以看出, 本

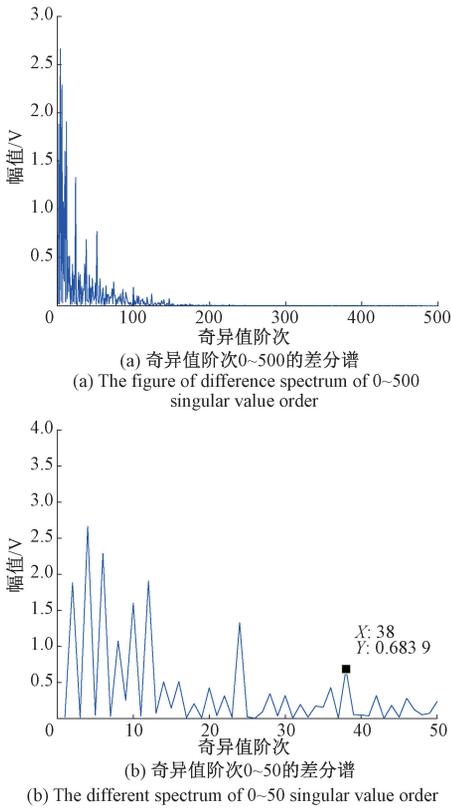


图 7 奇异值分解差分谱

Fig. 7 The singular value decomposition differential spectrum

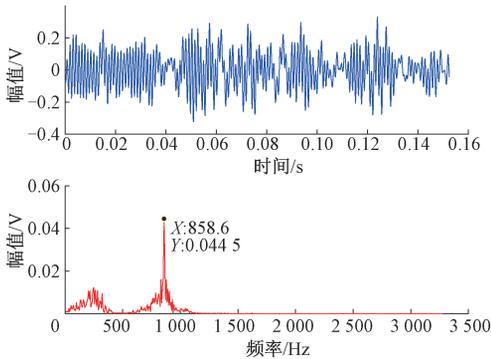


图 8 SVD 重构信号时域、频域特性

Fig. 8 Time frequency characteristics of SVD reconstructed signal

文所提出的基于 VMD-SVD 自优化的方法能够有效增强信号,使仿真信号的信噪比提高了 9.32 dB。

表 2 信噪比结果对比

Table 2 The comparison table of SNR results (dB)

试验信号	信噪比	信号增强
原始信号	-7.86	—
VMD 重构信号	-0.450 0	7.41
VMD-SVD 降噪后信号	1.463 2	9.32

3 供水管道泄漏实验

采用供水管道泄漏定位实验进一步验证本文算法的有效性。采用如图 9 所示的供水管道泄漏振动数据采集实验平台,包括管道泄漏振动数据采集系统、两个 IEPE 压电加速度传感器、供水管网及其附属设备;管道是内径为 100 mm 的钢质管道,管道压力为 0.2 MPa。根据管径和材质确定泄漏振动信号传播速度理论估计为 1 250 m/s,通过打开消防栓阀门模拟管道泄漏,水流冲出阀门形成的湍流使管道壁产生振动信号且沿着管壁传播并被两侧传感器采集。该系统的采样频率为 6 554 Hz,数据采集的点数为 20 480。

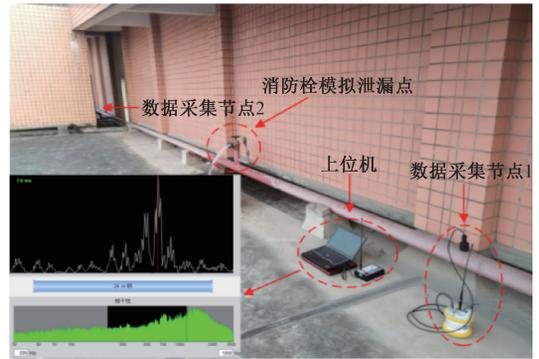


图 9 供水管道泄漏定位实验平台

Fig. 9 The experimental platform of leak location in water-supply pipeline

设采集的供水管道两路泄漏声信号分别为 $f_1(t)$ 、 $f_2(t)$ 。图 10 所示是传感器 1 采集的泄漏信号时域波形及其频谱。

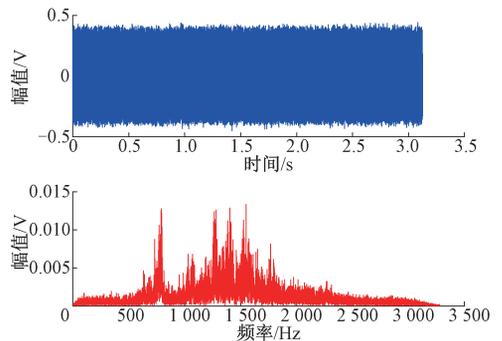


图 10 供水管道泄漏信号时域与频域特征

Fig. 10 The characteristic of leakage signal in time domain and frequency domain for water-supply pipeline

对泄漏信号 $f_1(t)$ 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 11 所示,互谱相位差谱约在 623~790 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(623~790 Hz) 考虑为泄漏特征频带;虽然 1 200~1 590 Hz 频带的相干函数值整体也比较大,但是它的相位差谱变化十分复杂而非呈水平变化。所以,采用带通滤波提取出频带 623~790 Hz 作为泄漏特征信号。

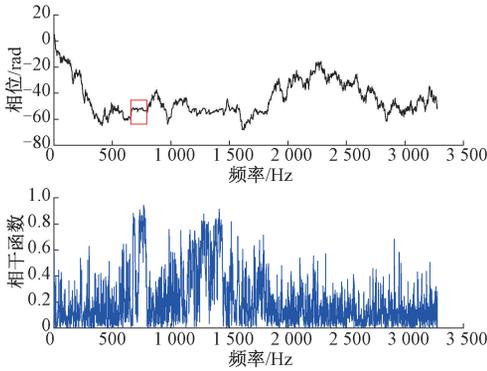


图 11 供水管道泄漏信号的互谱相位差谱及相干函数

Fig. 11 Cross-spectrum phase difference spectrum and coherence function of Water-supply pipeline leakage signal

设经过互谱分析提取的信号为 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 。为了模拟复杂环境下供水管道周围的各种噪声,在 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 中添加信噪比为 -2 dB 的高斯白噪声构成新信号 $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$,互相关分析结果如图 12 所示,相关峰值小于 0.02,呈不相关状态。

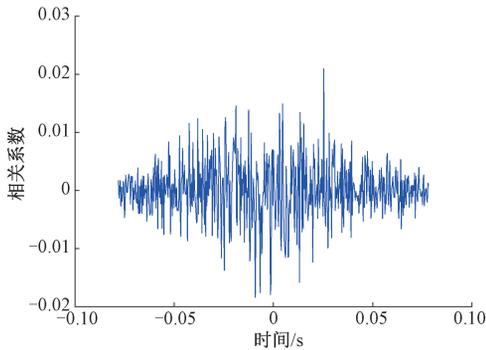


图 12 信号 $s_1(t)$ 与 $s_2(t)$ 的互相关系数

Fig. 12 Cross correlation coefficient of signal $s_1(t)$ and $s_2(t)$

根据 2.2 节,利用遗传算法优化 VMD 参数,针对信号 $s_1(t)$ 经过 10 次迭代的适应度变化趋势如图 13 所示,第 7 代时趋势平稳,算法收敛很顺利,得到最优化的 VMD 分解模态数 $K = 7$,二次惩罚因子 $\alpha = 1\ 545$,代入 VMD 分解程序,分解信号 $s_1(t)$ 得到 7 个 IMF 分量的频域如图 14 所示。信号 $s_2(t)$ 的处理方法与 $s_1(t)$ 相同,图 15 所示为各个分量的峭度信息。

根据本文 2.3 节的重构方法,VMD 重构后的两路信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 的时域、频频特性如图 16 所示。二者互

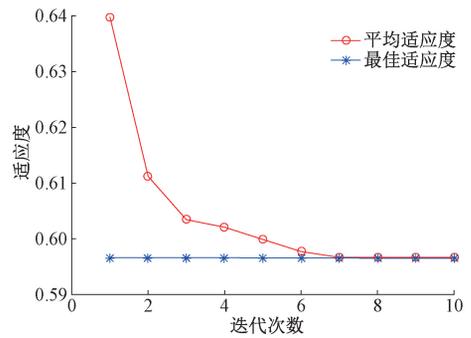
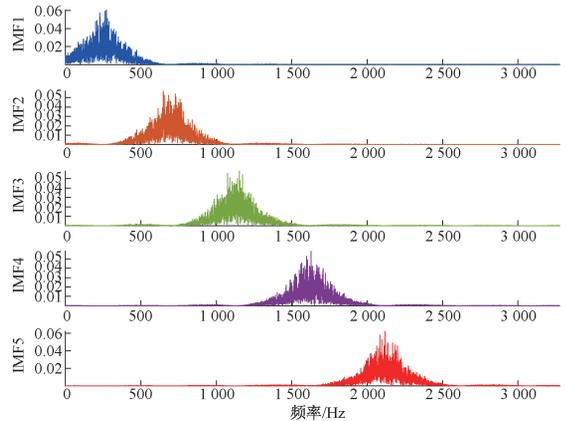
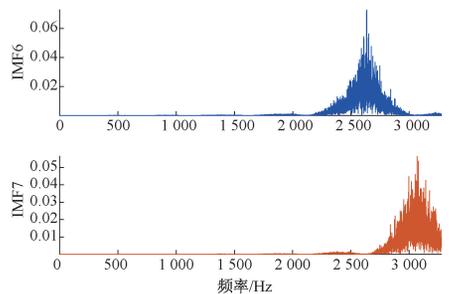


图 13 信号 $s_1(t)$ 遗传算法适应度变化

Fig. 13 The fitness change of GA of signal $s_1(t)$



(a) IMF 分量 1~5



(b) IMF 分量 6~7

图 14 信号 $s_1(t)$ 的 IMF 分量的频域特性

Fig. 14 The frequency domain characteristics of IMF components of $s_1(t)$

相关系数如图 17 所示,峰值上升到 0.1 附近,说明经过自优化的 VMD 分解后两路信号的噪声受到了有效的抑制。

最后利用 SVD 对上述 VMD 重构后的两路信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 进行滤波,根据 2.4 节方法,得到降噪后的信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 如图 18 所示,滤波之后的信号阈值为特征值的平均值,二者互相关系数如图 19 所示。

图 19 表明,经过 SVD 降噪后,互相关系数的峰值明显增大,与原始泄漏信号互相关系数峰值相比增大了

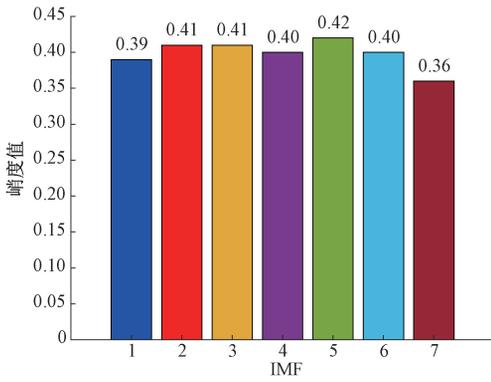


图 15 信号 $s_1(t)$ 的 IMF 分量的峭度值

Fig. 15 Kurtosis of IMF components of $s_1(t)$

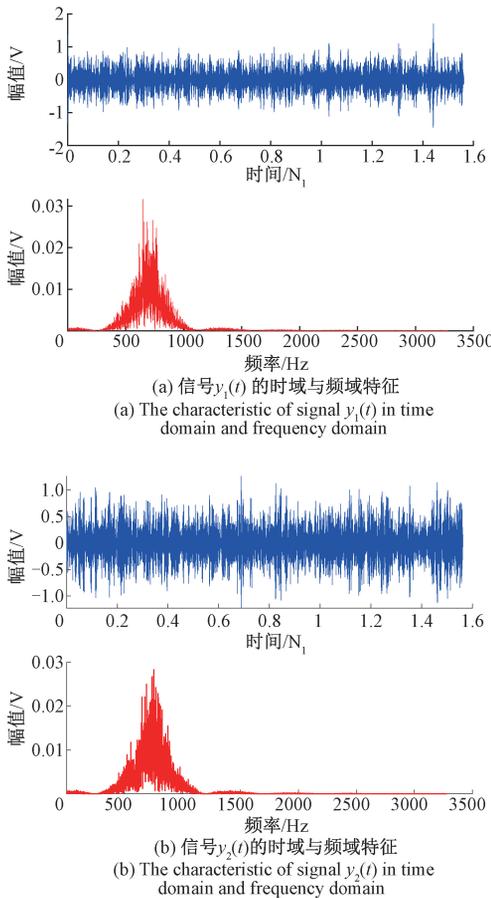


图 16 泄漏信号 VMD 重构后时域与频域特征

Fig. 16 The characteristic of reconstructed leakage signals by VMD in time domain and frequency domain

5.92 倍, 比 VMD 重构信号的互相关系数峰值增大了 62%。

综上, VMD、VMD-SVD 重构信号增强效果与原始信号相比结果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 本文所提出的基于 VMD-SVD 自优化的信号增强算法可有效提高微弱信号的信噪比, 同时提升信号的相关系数, 这对减少供

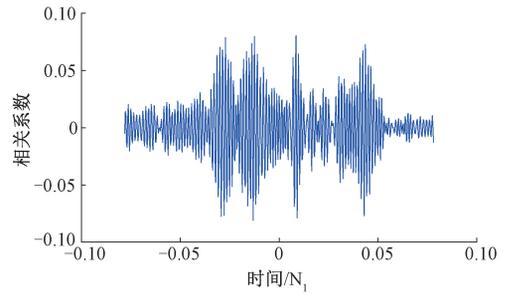


图 17 VMD 重构信号的互相关系数

Fig. 17 Cross-correlation coefficient of reconstructed signal by VMD

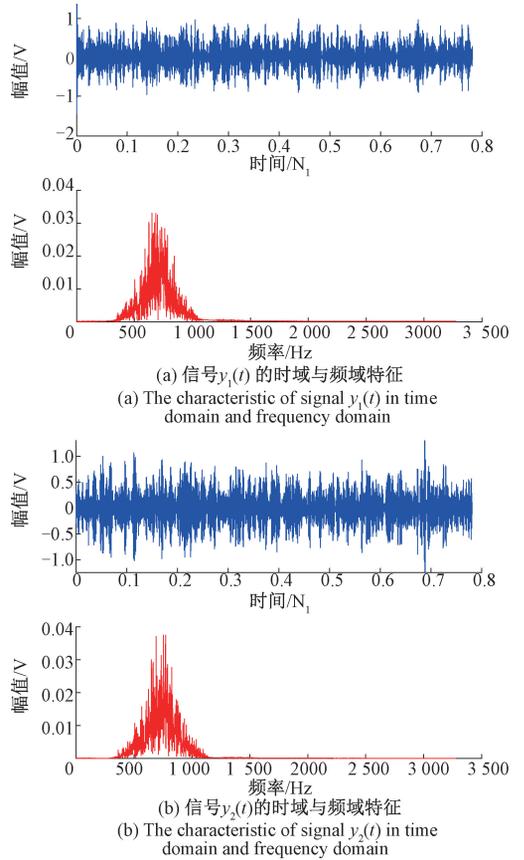


图 18 VMD-SVD 重构信号降噪后的时域、频域特性

Fig. 18 The characteristics of reconstructed signal by VMD-SVD after noise reduction

水管道泄漏定位误差是至关重要的。

表 3 两路信号互相关系数的对比表

Table 3 The comparison of cross-correlation coefficient of two signals

试验信号	互相关系数峰值	相关系数增强(倍数)
原始信号	0.021 0	—
VMD 重构信号	0.09	3.28
VMD-SVD 降噪后信号	0.145 4	5.92

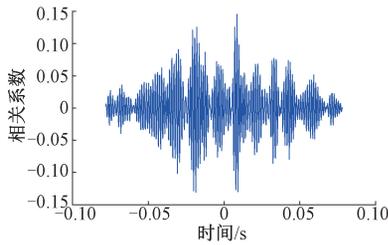


图 19 VMD-SVD 重构信号降噪后的互相关系数
Fig. 19 Cross-correlation coefficient of VMD-SVD reconstructed signal after noise reduction

为了进一步验证本文算法的有效性,将本文提出的信号增加方法应用到基于互相关时延估计的供水管道泄漏定位实验中,其原理如图 20 所示。对两传感器拾取的振动信号进行互相关时延估计得到 τ ,信号在管道中传播速度为 c ,根据式(16)可得到泄漏点距传感器的距离 d_1 。

$$d_1 = \frac{d + c\tau}{2} \quad (16)$$

利用供水管道泄漏 10 组数据进行直接互相关定位(方法 1),基于 VMD 自优化信号增强后进行互相关定位

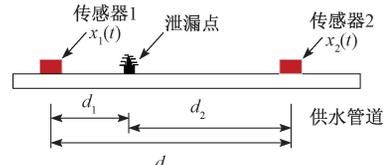


图 20 基于互相关时延估计的泄漏定位
Fig. 20 Leak location based on cross-correlation based time delay estimation

(方法 2)以及 VMD-SVD 自优化信号增强后进行互相关定位(方法 3),并对 3 种方法的定位结果进行对比分析如表 4。

1~5 组数据中,两传感器之间总长度为 $d = 21 \text{ m}$,泄漏点距传感器 1 的长度为 $d_1 = 16 \text{ m}$;6~10 组数据中,两传感器之间的距离 $d = 33.1 \text{ m}$,泄漏点距离传感器 1 的距离 $d_1 = 29.9 \text{ m}$ 。由表 4 可知,同种工况下方法 3 与方法 1、方法 2 相比相对平均定位误差分别减少了 14.341% 和 8.485%。因此本文提出的 VMD-SVD 自优化信号增强方法可有效增强微弱泄漏信号,减少时延估计误差,从而减少供水管道泄漏定位误差。

表 4 不同定位方法的泄漏定位结果

Table 4 The leak location results of different methods

实验组别	d_1/m	总长度 d/m	定位估计结果 \hat{d}_1/m			相对定位误差/%		
			方法 1	方法 2	方法 3	方法 1	方法 2	方法 3
1	16	21	20.71	19.12	17.57	29.44	19.50	9.81
2	16	21	19.90	18.98	16.34	24.37	18.63	2.21
3	16	21	20.93	19.02	16.88	30.81	18.87	5.50
4	16	21	20.54	19.50	17.69	28.73	21.8	10.56
5	16	21	20.16	18.30	17.02	26.00	14.38	6.37
6	29.9	33.1	33.02	32.13	28.97	10.43	7.46	3.11
7	29.9	33.1	32.59	31.79	30.21	9.00	6.32	1.04
8	29.9	33.1	32.26	31.88	30.09	7.89	6.62	0.34
9	29.9	33.1	32.97	31.53	30.15	10.27	5.54	0.84
10	29.9	33.1	31.98	31.76	30.11	6.96	6.22	0.71
平均值						18.39	12.534	4.049

4 结 论

本文针对复杂环境噪声下管道微泄漏特征难以提取的问题,提出基于 VMD-SVD 自优化的信号增强方法。首先将遗传算法优化 VMD 参数代入分解过程得到 IMF 分量并重构,然后经过 SVD 分解与重构得到降噪信号。通过仿真与供水管道泄漏定位实验证明该方法的有效性,遗传算法经过多次迭代得出 VMD 参数的最优组合,进行 VMD 分解时最大程度的避免了过分解带来的误差,使 VMD 重构信号的信噪比提高了 7.41 dB;SVD 具有非

线性噪声抑制特性,通过 VMD-SVD 自优化信号增强后比原始信号的信噪比提高了 9.32 dB,进一步抑制非线性噪声从而提高复杂噪声下微弱信号的信噪比。供水管道泄漏定位实验结果表明本文提出的基于 VMD-SVD 自优化的信号增强方法不仅可以提高泄漏信号的信噪比,而且可有效提高两路泄漏信号的互相关程度,与直接互相关泄漏定位相比平均相对误差减少了 14.341%,从而验证了本文提出的信号增强方法的有效性,适合用于复杂噪声背景下的管道微泄漏检测与定位。

参考文献

[1] DUARTE D P, NOGUEIRA R N, BILRO L B. Semi-

- supervised Gaussian and t-distribution hybrid mixture model for water leak detection[J]. *Measurement Science and Technology*, 2019, 30(12):109-125.
- [2] CHENG W, H FANG, XU G, et al. Using SCADA to detect and locate bursts in a long-distance water pipeline [J]. *Water*, 2018, 10(12):1727.
- [3] OLE A. Leak detection, size estimation and localization in pipe flows [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2016,61(1): 246 - 251.
- [4] VERDE C, MOLINA L, TORRES L. Parameterized transient model of a pipeline for multiple leaks location[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2014, 29:177-185.
- [5] GE C, WANG G, HAO Y. Analysis of the smallest detectable leakage flow rate of negative pressure wave-based leak detection systems for liquid pipelines [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, 32 (8) : 1669-1680.
- [6] HU J, ZHANG L, WEI L. Detection of small leakage from long transportation pipeline with complex noise[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2011, 24(4):449-457.
- [7] WEI L, ZHANG L. A wave change analysis (WCA) method for pipeline leak detection using Gaussian mixture model[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2012, 25(1):60-69.
- [8] YU X C, LIANG W, ZHANG L B, et al. Dual-tree complex wavelet transform and SVD based acoustic noise reduction and its application in leak detection for natural gas pipeline [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016,72-73:266-285.
- [9] LIU C W, FU J T, XIAO G, et al. Experimental study on acoustic propagation-characteristics-based leak location method for natural gas pipelines[J]. *Transactions of The Institution of Chemical Engineers, Process Safety and Environmental Protection, Part B*, 2015, 96:43-60.
- [10] XIE M, TIAN Z. A review on pipeline integrity management utilizing in-line inspection data [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2018, 92:222-239.
- [11] XC, Liang, Zhang, et al. Dual-tree complex wavelet transform and SVD based acoustic noise reduction and its application in leak detection for natural gas pipeline[J]. *MECH SYST SIGNAL PR*, 2016.
- [12] GUO C, WEN Y, PING L, et al. Adaptive noise cancellation based on EMD in water-supply pipeline leak detection[J]. *Measurement*, 2016, 79:188-197.
- [13] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [14] 李帅永, 夏传强, 程振华, 等. 基于VMD和互谱分析的供水管道泄漏定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, v. 40(07):198-208.
- LI SH Y, XIA CH Q, CHENG ZH H, et al. Leak location method of water pipeline based on VMD and cross-spectrum analysis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019,40(7):195-205.
- [15] 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 S 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.
- [16] 李余兴, 李亚安, 陈晓, 等. 基于VMD和中心频率的舰船辐射噪声特征提取方法研究[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(23):213-219.
- LI Y X, L Y AN, CH X, et al. Feature extraction of ship-radiated noise based on VMD and center frequency [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018,37(23):213-219.
- [17] 刘嘉敏, 彭玲, 刘军委, 等. 遗传算法VMD参数优化与小波阈值轴承振动信号去噪分析[J]. *机械科学与技术*, 2017,36(11):1695-1700.
- LIU J M, PENG L, LIU J W, et al. Denoising analysis of bearing vibration signal based on genetic algorithm and wavelet threshold VMD [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2017, 36 (11) : 1695-1700.
- [18] 边杰. 基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合1.5维谱的轴承故障诊断[J]. *推进技术*, 2017, 38(7):1618-1624.
- BIAN J. Fault diagnosis of bearing combining parameter optimized variational mode decomposition based on genetic algorithm with 1.5-dimensional spectrum [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2017, 38 (7) : 1618-1624.
- [19] 徐轶丹, 刘敏. 基于VMD-SE和GAElman神经网络的短期负荷预测模型[J]. *电力科学与工程*, 2019, 35(7):29-34.
- XU Y D, LIU M. Short-term load forecasting model based on VMD-SE and GAElman neural network [J]. *Electrical Science and Engineering*, 2019,35(7):29-34.
- [20] GOLAFSHAN R, SANLITURK K Y. SVD and Hankel matrix based de-noising approach for ball bearing fault detection and its assessment using artificial faults [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2016 DOI: 10.1016/j.ymssp.2015.08.012.

- [21] JIANG H, CHEN J, DONG G, et al. Study on Hankel matrix-based SVD and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 52-53:338-359.
- [22] YU K, LIN T R, TAN J W. A bearing fault diagnosis technique based on singular values of EEMD spatial condition matrix and Gath-Geva clustering[J]. Applied Acoustics, 2017, 121:33-45.
- [23] 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 M, 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.
- [24] 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.
- [25] YANG T, YU X, LI G, et al. An early fault diagnosis method based on optimization of variational modal decomposition and convolutional neural network for aeronautical hydraulic pipe clamps [J]. Measurement Science and Technology, 2019, DOI: 10.1088/1361-6501/ab5342.
- [26] 崔锡龙, 王红军, 邢济收, 等. 广义形态滤波和 VMD 分解的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(4): 51-57.
CUI X L, WANG H J, XING J SH, et al. Generalized morphological filtering and VMD decomposition for rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(4): 51-57.
- [27] 张梅, 张双双, 袁宏永, 等. 燃气管道泄漏的次声源定位算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 192-199.
ZHANG M, ZHANG SH SH, YUAN Y H, et al.

Research on infrasound source location algorithm of gas pipeline leakage [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 192-199.

- [28] SINGH S, ANAND R S. Multimodal medical image sensor fusion model using sparse K-SVD dictionary learning in nonsubsampled shearlet domain [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2020, 69(2): 593-607.

作者简介



李帅永 (通信作者), 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, 现为重庆邮电大学教授, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: lishuaiyong@cqupt.edu.cn

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



韩明秀, 2019 年于重庆邮电大学获学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: S190301028@stu.cqupt.edu.cn

Han Mingxiu received her B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2019. Now she is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include information acquisition and processing.



文井辉, 2019 年于重庆邮电大学获学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: S190301033@stu.cqupt.edu.cn

Wen Jinghui received her B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2019. Now she is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include Information acquisition and processing.