

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312153

多工况输气管道泄漏声波信号自适应去噪*

薛 生^{1,2}, 谢晓贤¹, 郑晓亮³, 王 强¹

(1. 安徽理工大学安全科学与工程学院 淮南 232001; 2. 安徽理工大学煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心 淮南 232001; 3. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

摘要:为实现极低信噪比下管道泄漏声波信号去噪,基于多通道信号的相关性,提出使用相关系数矩阵筛选变分模态分解所得模态分量。针对不同工况的泄漏信号,提出不依赖真值的去噪质量评价指标,将其作为多目标灰狼优化算法目标函数,基于 Pareto 前沿获取变分模态分解的最佳模态数 K 和惩罚因子 η ,实现多工况自适应去噪。搭建了输气管道泄漏多工况实验平台,在不同工况、不同输入信号信噪比(-8~4 dB)下验证所提方法的去噪效果。结果表明,该方法能有效抑制噪声,-8 dB 时去噪信号信噪比提升 2.84 dB 以上。对比基于单目标优化的去噪方法,-8 dB 下新方法的信噪比和相关系数分别提高了 3.65 dB 和 31.26%。

关键词: 管道泄漏; 自适应去噪; 相关系数矩阵; 多目标灰狼优化; Pareto

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

Adaptive denoising for leak-induced acoustic in gas pipe under multiple conditions

Xue Sheng^{1,2}, Xie Xiaoxian¹, Zheng Xiaoliang³, Wang Qiang¹

(1. School of Safety Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. Joint National-Local Engineering Research Centre for Safe and Precise Coal Mining, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: To achieve denoising of pipe leak acoustic signal under the conditions of extremely low signal-to-noise ratio, based on the signal correlation among multiple channels, a correlation coefficient matrix is presented to determine the modes obtained by using the variational mode decomposition. For the leak signals under different conditions, the quality evaluation index for denoising that does not rely on the real value is presented to use it as the object function of the multi-objective grey wolf optimization algorithm. The best mode number K and penalty factor η of the variational mode decomposition are determined according to the Pareto front, achieving adaptive denoising under multiple conditions. An experimental rig of gas pipe leak under multiple conditions is established to evaluate the effectiveness of the proposed method under multiple conditions and with different signal to noise ratios (-8~4 dB) of input signals. The results show that this method can effectively suppress noises. Even in the case of -8 dB, the signal-to-noise ratio of denoised signals is amplified by more than 2.84 dB. Compared with the method based on single-objective optimization, at -8 dB, the signal-to-noise ratio and correlation coefficient of the new method are increased by 3.65 dB and 31.26%, respectively.

Keywords: pipe leak; adaptive denoising; correlation coefficient matrix; multi-objective grey wolf optimization; Pareto

0 引 言

管道是天然气运输最主要的方式。然而,受管道腐

蚀、施工、地质灾害等外界因素影响,输气管道泄漏事故时有发生,威胁人民生命财产安全。为及时准确定位泄漏源,泄漏检测技术成为近年来国内外学者的研究热点^[1]。管道泄漏检测方法主要有质量/体积平衡法、统计

法、负压波法、瞬态波法和声波法,其中声波法因其灵敏度高、定位精度高、可实时检测等优点,得到了广泛应用^[2]。但实际管道环境条件复杂多变,泄漏信号往往含有大量噪声信号,对泄漏信号拾取、识别以及泄漏源定位造成干扰。因此,研究不同工况下的管道泄漏声波信号降噪方法,对提高泄漏事件识别、定位的准确率具有重要意义。

传统的非线性信号去噪方法包括小波阈值去噪、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)等。其中,小波阈值去噪^[3-4]具有良好的时频性和多分辨性,但不同场景下泄漏信号特征不同,造成小波基、分解层数和阈值选择困难。EMD按频率尺度将时域信号自适应分解成多个本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),Lu等^[5]研究了基于EMD分解的管道压力信号小噪声(幅值远小于原始信号)去噪方法。但噪声干扰下,EMD类去噪方法极易出现模态混叠和端点效应。EEMD引入白噪声以弥补EMD不足。Meng等^[6]将EEMD与互谱分析相结合,泄漏定位精度提高了1~3 m。但引入不同白噪声导致了噪声残留、有效信息丢失问题。

Dragomiretskiy等^[7]提出VMD,将信号分解视为求解约束变分问题。VMD具有良好的鲁棒性和数学支撑,避免了EMD类方法的模态混叠和端点效应问题。李帅永等^[8]提出VMD结合互谱分析的去噪方法,将供水管道泄漏定位误差降低至2.53%。然而,VMD处理信号前需人为设置模态数 K 和惩罚因子 η 。参数设置不当将造成过分解或欠分解,导致泄漏特征掩盖或丢失^[9-10]。对于 K 和 η 设置,常用的优化方式有两种,一种是人工判断法^[8-9],通过观察中心频率是否稳定确定 (K, η) 参数;另一种是优化算法寻优法,选取合适的目标函数,如最大熵、能量熵等,使用樽海鞘算法^[11]、粒子群优化^[12]、布谷鸟搜索算法^[13]等群智能优化算法寻优 (K, η) 参数。较人工判断法,优化算法寻优法在提高VMD分解精度的同时降低了算法计算量。

目前, (K, η) 参数寻优均基于VMD分解效果,基于去噪效果的VMD参数寻优尚未实现,无法得到去噪质量最佳的寻优参数。且实际应用中无法预知泄漏信号真值,传统的基于统计原理的评价指标无法评价VMD去噪质量^[14]。此时需引入多个相互矛盾的传统去噪评价指标,构建更可靠的不依赖真值的去噪质量评价指标,将基于去噪质量最佳的VMD参数寻优转化为多目标优化问题,提升参数寻优质量。Pareto前沿是常用的多目标优化问题求解方法,其充分考虑了多个寻优目标间的矛盾关系,使用最优解集代替最优解。多目标优化算法多基于单目标优化算法,如非支配排序遗传算法^[15]、基于分

解的多目标进化算法^[16]、多目标粒子群算法^[17]、多目标灰狼优化^[18](multi-objective grey wolf optimizer, MOGWO)等。这些算法在路径优化、空间设计、生物医药、参数设置等问题上得到了广泛应用^[15-18]。其中,MOGWO具有参数少、收敛快的特点,在多目标基准函数测试中表现优异^[18-19]。

有效模态选取是影响VMD去噪效果的另一重要因素^[7]。传统方法使用相关系数阈值筛选有效模态,低信噪比(signal to noise ratio, SNR)下噪声分量与含噪声信号的相关系数提高导致去噪效果变差。Meng等^[6]和李帅永等^[8]利用互谱分析得到信号的特征频带,提高了低SNR下有效模态选取的准确性和去噪效果。然而,对于特征频带范围较大的宽频信号,特征频带内或相邻特征频带间存在噪声分量时,去噪难度增大。且不同工况下的泄漏声波信号频带特征不同,基于互谱分析的方法需要人工判断特征频带,低SNR条件下噪声淹没信号,人工判断特征频带的准确性难以保证。

针对上述问题,为提高低SNR下管道泄漏声波信号去噪效果并实现多工况自适应去噪,本文提出基于互相关系数矩阵和多目标优化的自适应去噪方法。利用双通道信号模态分量的相关系数矩阵自动筛选有效分量,构建不依赖信号真值的去噪评价指标,以此为目标函数建立VMD参数多目标优化模型,采用改进MOGWO求解问题模型的Pareto前沿,再根据优劣距离法^[16](technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS)选取最佳 (K, η) 参数组合,实现多工况泄漏声波信号的自适应去噪。进行不同工况的泄漏声波测试,分析了新方法的去噪效果,对比证明了其对现有基于单目标优化VMD去噪方法的优势。

1 基于相关系数矩阵的有效模态筛选

VMD去噪原理是先分解信号,再进行有效模态筛选。

1.1 VMD基本原理

假设各模态分量具有中心频率和有限带宽,令各IMF的估计带宽最小,且所有IMF之和与原始信号相等,则VMD分解可由以下约束变分模型表示^[7]:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \|\partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = S(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 为原始信号 $S(t)$ 分解得到的第 k 个IMF分量及其中心频率; ∂_t 为梯度运算符; $\delta(t)$ 代表狄利克雷函数;“*”为卷积运算符。

引入惩罚因子 η 和 Lagrange 算子 λ , 将式(1)的约束性变分问题变为非约束性变分问题, 得到扩展的 Lagrange 表达式:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda(t)) = \eta \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 为内积计算。采用交替方向乘子算法在频域内迭代更新 u_k, ω_k 和 λ 获得式(2)的鞍点, 从而得到各 IMF 分量及其中心频率。由上述分析可知, 参数 K, η 的选取影响分解效果。

1.2 基于相关系数矩阵的有效 IMF 筛选

如何有效区分噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量是 VMD 去噪的关键。通常认为相关系数大于阈值的 IMF 分量含有原始信号较多的特征信息, 视为有效模态进行保留; 反之, 视为噪声模态进行剔除。

如图 1 所示, 设置仿真信号 $S(t)$ 包含 50、200 和 400 Hz 3 个正余弦分量, 叠加高斯白噪声构成含噪信号 $S_n(t)$ 。VMD 分解模态数 $K=8$, 各 IMF 分量与 $S_n(t)$ 的皮尔逊相关系数 R 如图 1 所示。高 SNR 时, 可通过 R 筛选出 3 个有效 IMF 分量(图 1(a)、(b)); 较低 SNR 时, 噪声模态与 $S_n(t)$ 的相关系数大于或接近有效模态与 $S_n(t)$ 的相关系数(图 1(c)、(d)), 基于相关系数差异判断有效模态的方法不再奏效。

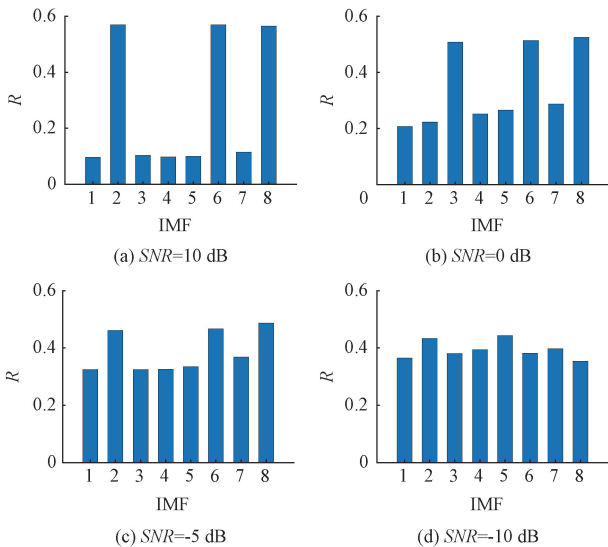


图 1 IMF 分量与 $S_n(t)$ 的相关系数

Fig. 1 Correlation coefficients between IMF s and $S_n(t)$

针对低 SNR 下有效 IMF 分量选取问题, 本文提出基于相关系数矩阵的筛选方法。为实现泄漏定位, 通常在管道区段布设两个或多个传感器来拾取泄漏振动声波信

号^[8,20]。两传感器接收信号的数学模型如下:

$$\begin{cases} S_{n1}(t) = S(t) + N_1(t) \\ S_{n2}(t) = \theta S(t - \tau) + N_2(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $S(t)$ 为泄漏源声波信号; $S_{n1}(t)$ 和 $S_{n2}(t)$ 为传感器 1、2 接收含噪信号; $N_1(t)$ 和 $N_2(t)$ 为随机噪声; τ 为时间延迟; θ 为衰减因子。

当管道周围无固定强干扰时, 可以认为两路传感器信号中仅泄漏信号相关, 而随机噪声与源信号、噪声与噪声间不相关。基于此, 将两传感器采集信号 $S_{n1}(t)$ 和 $S_{n2}(t)$ 分别进行 VMD 分解, 对二者所得 IMF 分量进行相关性分析, 由信号主导且中心频率相近的 IMF 分量间相关性较高, 其余分量间相关性较低。即便在低 SNR 条件下, 随机噪声主导的 IMF 分量不具有相关性, 对有效分量选取的干扰可忽略。

将仿真信号 $S(t)$ 作为泄漏源信号, 生成两个含噪信号 $S_{n1}(t), S_{n2}(t)$, 分别进行 VMD 分解得到 2 个 IMF 序列 $u^1 = \{u_1^1, u_2^1, \dots, u_p^1, \dots, u_K^1\}$, $u^2 = \{u_1^2, u_2^2, \dots, u_q^2, \dots, u_K^2\}$ 。将 u_p^1 与 u_q^2 的皮尔逊相关系数 R_{pq} 定义为^[21]:

$$R_{pq} = \frac{\sum (u_p^1 - \overline{u_p^1})(u_q^2 - \overline{u_q^2})}{\sqrt{\sum (u_p^1 - \overline{u_p^1})^2} \sqrt{\sum (u_q^2 - \overline{u_q^2})^2}} \quad (4)$$

式中: $\overline{u_p^1}$ 和 $\overline{u_q^2}$ 分别为 u_p^1, u_q^2 的均值; $R_{pq} \in [-1, 1]$, $|R_{pq}|$ 越大, 两变量间线性相关的程度越强。得到两个序列 u^1 和 u^2 的相关系数矩阵 M_R 为:

$$M_R = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & R_{1K} \\ R_{21} & R_{22} & \dots & R_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{K1} & R_{K2} & \dots & R_{KK} \end{bmatrix} \quad (5)$$

不同输入信号 SNR 下, 传感器 1、2 信号 IMF 分量间的相关系数矩阵如图 2 所示 ($K=8$)。对比图 1(c)、(d) 和图 2(c)、(d) 可知, 互相关系数矩阵克服了相关系数法在低 SNR 条件下筛选有效 IMF 分量失效的问题, 即使在强噪声下两路信号有效 IMF 的相关系数仍十分突出。相较于 Meng 等^[6] 和李帅永等^[8] 所提方法, 相关系数矩阵同样利用了双传感器之间信号相关而噪声不相关的特性, 但无需通过互功率谱分析确定特征频带, 实现了有效模态分量的自动筛选。

2 基于去噪质量和改进 MOGWO 的 VMD 参数优化

由 1.1 节可知, K, η 的选取影响分解效果。由于泄漏信号真值未知, 本节提出不依赖真值的去噪质量评价指标, 并引入多目标寻优算法寻优 VMD 参数。

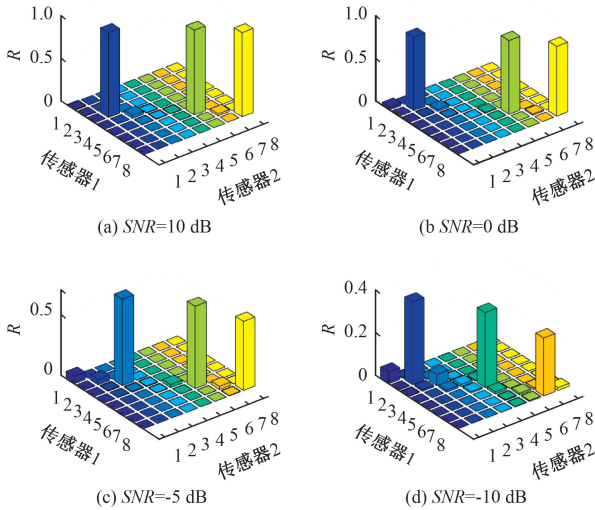


图2 两路传感器 IMF 分量间的相关系数矩阵
Fig. 2 Correlation coefficient matrix between the IMF components of two sensor signals

2.1 去噪质量评价指标构建

要实现基于去噪质量的 VMD 参数寻优,则需找到合适的去噪质量评价指标。传统评价指标主要包括均方根误差、信噪比以及相关系数。真值(纯净信号)已知情况下,均方根误差值越小,信噪比、相关系数值越大,去噪效果越好^[14]。然而,实际中管道泄漏纯净信号真值未知,无法使用上述指标评价去噪质量。

本文以去噪信号为参考,基于信噪比、相关系数的定义,构建一组不依赖真值的去噪质量评价指标。以传感器 1 信号为例,函数 F_1 、 F_2 定义如下:

$$\begin{cases} F_1(K, \eta) = 20 \lg \left(\frac{S_{d1}}{N_{d1}} \right) = 20 \lg \left(\frac{S_{d1}}{S_{n1} - S_{d1}} \right) \\ F_2(K, \eta) = \left| \frac{\sum (S_{d1} - \overline{S_{d1}})(S_{n1} - \overline{S_{n1}})}{\sqrt{\sum (S_{d1} - \overline{S_{d1}})^2} \sqrt{\sum (S_{n1} - \overline{S_{n1}})^2}} \right| \end{cases} \quad (6)$$

式中: S_{n1} 为传感器 1 含噪信号; S_{d1} 为去噪信号; N_{d1} 为已去除的噪声信号。 F_1 为重新定义信噪比(以去噪信号为真值), F_2 为 S_{n1} 与 S_{d1} 之间的皮尔逊相关系数。 S_{d1} 由 VMD 分解后使用 1.2 节提出的相关系数矩阵法重构得到,因此 F_1 、 F_2 是 VMD 参数 (K, η) 的函数。

由式(6)可知, F_1 以 S_{d1} 为真值计算得到, S_{n1} 中噪声 N_{d1} 去除越多, F_1 函数值越小; S_{d1} 中保留的有效信号越多, F_2 函数值越大。综合来看, F_1 函数值越小, F_2 函数值越大,则去噪效果越好。但是,实际上 F_1 和 F_2 是一对矛盾指标。去除噪声的同时有效信号减少, F_2 指标劣化;反之,有效信号保留越多则导致保留噪声越多, F_1 指标劣化。必须同时满足 F_1 、 F_2 最优才能保证

去噪质量,故将真值未知的去噪质量评价转化为多目标优化问题。多目标问题可通过权重法转换为单目标,但各目标函数的物理意义、量纲存在差异,导致求解效果不理想。

针对该问题,本文将式(6)作为目标函数,使用 MOGWO 算法进行求解,以灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)为基础,引入 Pareto 最优解概念解决多目标 VMD 参数选取问题。为了求解方便,将“最大化”目标函数转化为“最小化”目标函数,得到目标函数为 $F = \min(F_1, 1/F_2)$ 。此外, VMD 参数优化模型的约束条件如下:

$$\begin{cases} -1 \leq F_2 \leq 1 \\ 3 \leq K \leq 25 \\ 500 \leq \eta \leq 5000 \end{cases} \quad (7)$$

2.2 Pareto 最优

在多目标优化中, Pareto 最优可基于子目标间的冲突关系给出非劣解集。如图 3 所示,多个非劣解组成 Pareto 前沿。对进行 VMD 参数进行多目标优化时,能够得到完整的 Pareto 前沿及其分布。但所得结果为决策集,需进一步对 Pareto 前沿包含非劣解进行评价以筛选出最佳解。

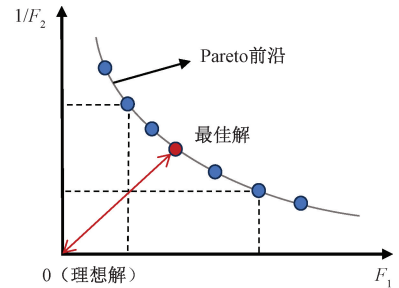


图3 Pareto 前沿
Fig. 3 Pareto front

本文采用 Topsis 法选取最佳解,将与理想解相对距离最小的非劣解作为最佳解^[16]。这里理想解指 Pareto 前沿中同时取得两个目标函数最小值的点,对目标函数归一化后即坐标原点。

2.3 基于改进 MOGWO 的 VMD 参数寻优

由 2.1 节可知,本文提出的 VMD 参数优化方法具有 2 个控制目标,因此采用 MOGWO 进行多目标参数寻优。针对 GWO 中种群初始化、收敛因子更新策略问题,引入佳点集、幂函数进行算法改进。

1) 种群初始化

为提高 GWO 在迭代初期的勘探能力,本文基于佳点集理论构建灰狼初始种群^[22]。如图 4 所示,较随机法,佳点集法在搜索空间内产生的灰狼种群分布更均匀,种群多样性更丰富。

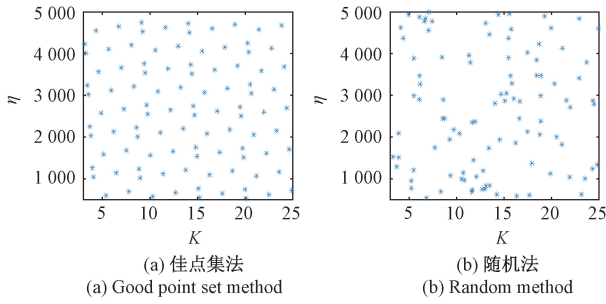


图4 初始种群分布

Fig. 4 Initial population distribution

2) 位置更新

得到初始种群后,狼群被分为4个阶层分别为 α 、 β 、 γ 和 ε ,依次对应最优解、次优解、第3优解和候补解。如图5所示,捕猎过程中 α 、 β 、 γ 狼作为团队的领导者,引导狼群 ε 向猎物(全局最优解)逼近,模型如下:

$$D_i(iter) = |C_i X_i(iter) - X_\varepsilon(iter)| \quad (8)$$

$$X_\varepsilon(iter + 1) = \frac{1}{3} \sum_{i=\alpha,\beta,\gamma} (X_i(iter) - A_i D_i(iter)) \quad (9)$$

式中: $iter$ 为当前迭代次数; $X_i(iter)$ 为当前迭代灰狼 i 的位置向量, $i = \alpha, \beta, \gamma, \varepsilon$; $D_i(iter)$ 表示当前迭代灰狼 i 与灰狼 ε 的距离向量; A_i, C_i 为灰狼 i 的协同系数,决定了算法的全局搜索和局部开发能力,定义如下:

$$A_i = 2a \circ r_1 - a \quad (10)$$

$$C_i = 2r_2 \quad (11)$$

式中: r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围的随机数; a 为收敛因子,在迭代过程中从2线性减小到0。为提高算法前期搜索能力,本文使用幂函数改进 a 更新策略:

$$a = 2 - 2 * \left(\frac{iter}{Iter}\right)^3 \quad (12)$$

式中: $Iter$ 为最大迭代次数。

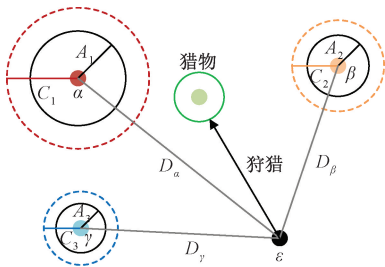


图5 GWO算法示意图

Fig. 5 Diagram of the GWO algorithm

3) 多目标策略

为解决多准则下无法比较多目标空间中解的优劣问题,MOGWO在基本GWO基础上,引入了两个新的机制^[18]:外部种群Archive机制,用于储存每次迭代产生的非支配解,当Archive种群数高于上限时,根据拥挤度大

小随机删除个体,维持Archive个体数并提高种群多样性;头狼选择机制,MOGWO算法将 α, β, γ 狼均作为最优狼,通过轮盘赌方式在Archive种群中选择头狼,个体被选择的概率与其所在Archive种群的个体总数成反比。基于改进MOGWO(improved GWO, IMOOGWO)的VMD参数优化流程如图6所示。

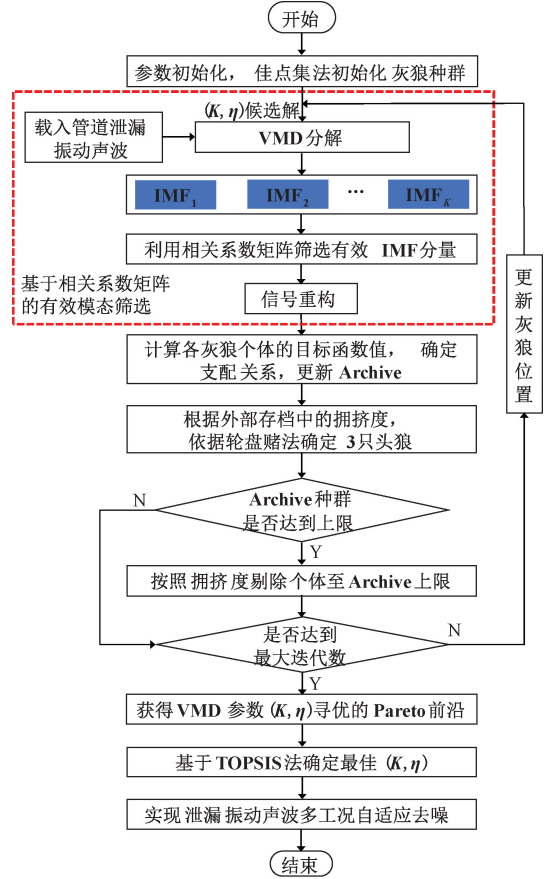


图6 IMOOGWO优化VMD参数流程

Fig. 6 Flowchart of IMOOGWO optimizing VMD parameters

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

为验证本文所提去噪方法的性能,搭建了输气管道泄漏声波检测实验装置。图7(a)、(b)所示为实验装置实物图和传感器布置示意图,包括供气装置、泄漏管道以及数据采集仪器。供气装置由空压机、储气罐和减压阀组成,可为管道提供1 MPa稳定压力。实验过程中空压机关闭,保证实验环境下无噪声干扰。DN100钢管的管壁上预留了1.5 mm圆形泄漏孔。数据采集仪器及流程如图7(c)所示,INV9828型加速度传感器和RS-13A型声发射传感器的频响范围分别为0.2 Hz~2.5 kHz和16~60 kHz。加速度、声发射采集仪型号为INV3062C、DS2-8,采样率设置为40 kHz。

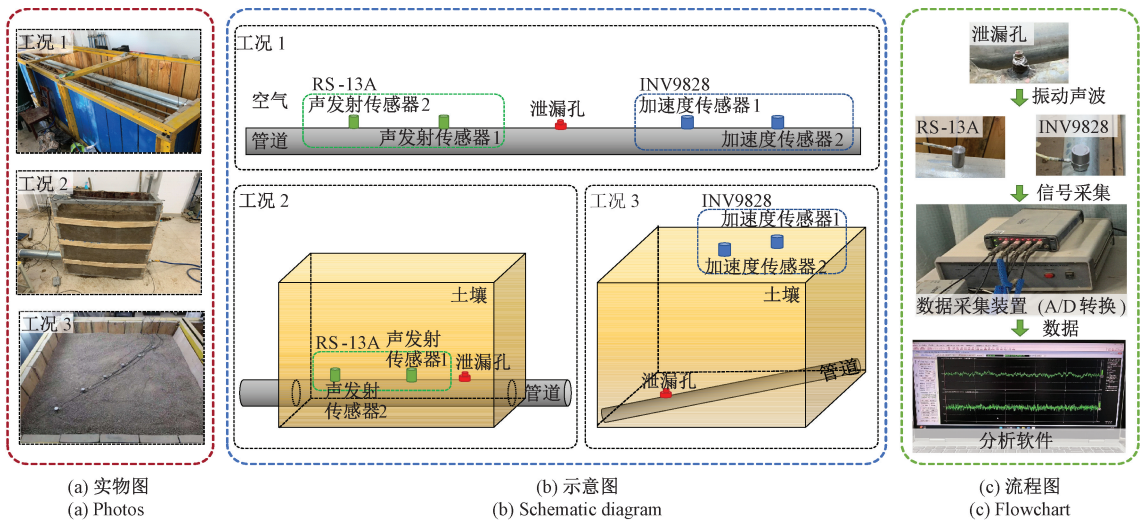


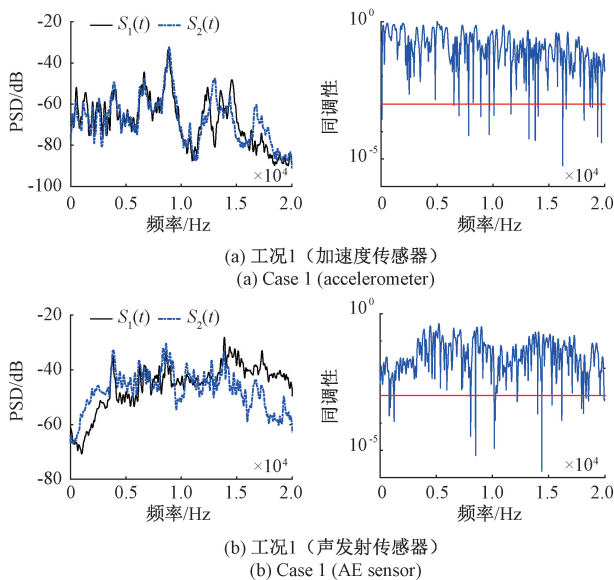
图7 实验装置及数据采集示意图

Fig. 7 Experimental rig and schematic diagram of data acquisition

为验证本方法的鲁棒性,设置了3种泄漏工况(架空管道泄漏管壁测试、埋地管道泄漏管壁测试和埋地管道泄漏地面测试),每种工况下均设置两路传感器进行双通道同步采集。其中,工况1架空管道两端同时设置了两种传感器,用于传感器性能对比。

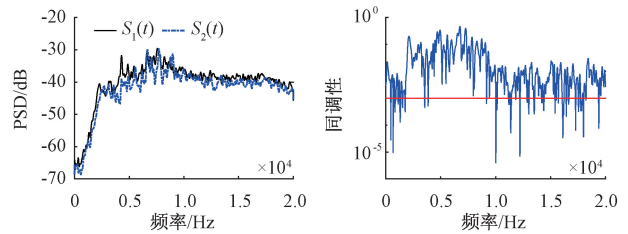
3.2 信号分析

估计泄漏信号功率谱密度(power spectral density, PSD),并分析两传感器信号 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 同调性。PSD通过 Welch 法估计得到,数据长度为 4×10^4 , Hamming 窗长度为 1 024,窗口重叠率为 50%,PSD 的输出以 $1 (m/s^2)^2/Hz$ 为参考。泄漏信号 PSD 和同调性分析如图 8 所示。

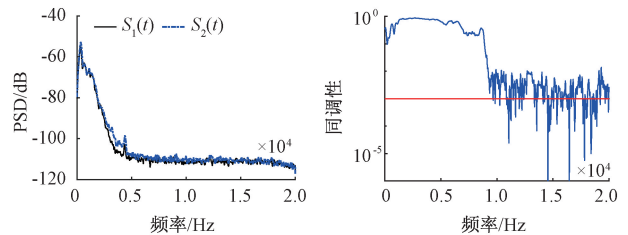


(a) 工况1 (加速度传感器)
(a) Case 1 (accelerometer)

(b) 工况1 (声发射传感器)
(b) Case 1 (AE sensor)



(c) 工况2 (声发射传感器)
(c) Case 2 (AE sensor)



(d) 工况3 (加速度传感器)
(d) Case 3 (accelerometer)

图8 不同工况的泄漏信号 PSD 及同调性

Fig. 8 PSDs and coherence of leak signals in different cases

工况1下,进行两种传感器对比。如图8(a)、(b)所示,在采样频率范围内,两种传感器信号均存在丰富的频响, $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 的同调性系数保持大于 10^{-3} 阈值,表明架空管道泄漏引起的管壁振动声波信号为宽频信号。较加速度传感器,声发射传感器频响范围更广,对10 kHz以上的高频信号响应更丰富,更适用于管壁宽频信号的采集。

工况2下,采用声发射传感器进行埋地管道管壁声发射测试。如图8(c)所示,与架空管道相比,埋地管道管壁的声发射测试信号频响集中在3~9 kHz范围内,频率更低但仍为宽频信号。

工况3下,泄漏振动声波沿土壤传播至地面,考虑到土介质波的高频衰减系数较大^[23],故采用低频性能更强的加速度传感器进行地面测试。如图8(d)所示,地面测试信号的频率更低,频带更窄(0.3~1 kHz),PSD最大值低于-50 dB。

不同工况的泄漏声波信号频域特性各不相同,有必要进行多工况自适应去噪。注意到除工况3采集到窄带信号外,其他工况下均采集到了宽带信号,同调性系数在整个采样频率内均保持高于 10^{-3} 阈值^[24],即特征频带覆盖整个采样频率范围。此时无法通过特征频带筛选有效IMF分量,Meng等^[6]和李帅永等^[8]所提方法失效。

3.3 基于相关系数矩阵和IMOGWO的泄漏声波去噪

由于实验过程中严格控制噪声,将 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 看作纯净信号。在采样频率内添加 $SNR=0$ dB的高斯白噪声得到含噪信号 $S_{n1}(t)$ 和 $S_{n2}(t)$,本节在0 dB条件下进行去噪。

1) 基于IMOGWO的VMD参数优化

采用IMOGWO算法求解3种工况下的泄漏信号VMD分解最佳参数(K' , η'),初始参数如表1所示。

表1 IMOGWO初始参数设置

Table 1 Initial parameter settings of IMOGWO

变量维度	搜索上限	搜索下限	种群数量	最大迭代代数	Archive容量	轮盘赌系数
2	[25, 5 000]	[3, 500]	30	60	100	4

不同工况下的 Pareto 前沿分布如图9所示,在解空间范围内,随着 F_1 增加 $1/F_2$ 逐渐减小。由于变量约束,且迭代过程中IMOGWO不断剔除 Archive 中拥挤距离较小的相似解,Pareto 前沿为分散分布。理想解(图9中蓝色圆形标记)为同时取得 F_1 和 $1/F_2$ 值最小的点,但显然 Pareto 前沿中无法找出同时满足的非劣解。

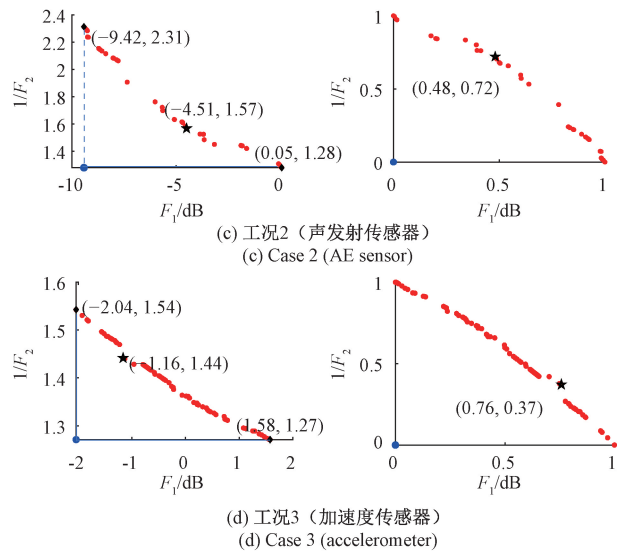


图9 不同工况的 Pareto 前沿分布

Fig. 9 Pareto front distributions in different cases

表2为工况1下 Pareto 前沿中部分非劣解对应的目标函数值和(K , η),各组非劣解在不同优化目标上各有优劣,决策者根据实际需求选取最佳解。本文采用TOPSIS法求解最佳解,将距离理想解最近的非劣解作为最佳解(图9中五角星标记),其对应的(K , η)即为VMD分解最佳参数(K' , η')。标准化后的 Pareto 前沿如图9所示,矩阵正向化后的最佳解为距离理想解最近的点,将其反归一化即可得到未标准化 Pareto 前沿中的最佳解。不同工况下最佳解对应的最佳参数(K' , η')如表3所示,使用这些参数进行VMD分解而后重构信号,即可实现泄漏信号去噪。

表2 部分非劣解对应的目标函数值及(K , η)

Table 2 Objective function values and (K , η) corresponding to part of the non-inferior solutions

组别	工况1-加速度传感器			工况1-声发射传感器		
	(K , η)	F_1 /dB	$1/F_2$	(K , η)	F_1 /dB	$1/F_2$
1	(22,4 714)	0.23	1.31	(17,3 072)	-2.51	1.46
2	(18,2 835)	-0.57	1.37	(12,625)	-6.78	1.97
3	(18,2 913)	-0.60	1.37	(13,500)	-2.31	1.45
4	(22,4 793)	0.22	1.31	(10,604)	-0.71	1.36
5	(19,2 791)	-0.10	1.33	(15,2 945)	-5.61	1.73
6	(22,3 763)	1.17	1.28	(6,695)	-8.28	2.23
7	(23,3 159)	1.44	1.26	(10,1 155)	-1.00	1.38
8	(18,2 362)	-0.84	1.41	(21,3 427)	-4.56	1.57
9	(15,2 430)	-1.31	1.49	(19,2 848)	-2.81	1.48
10	(17,3 286)	-1.19	1.41	(11,793)	-1.32	1.41

表3 Pareto最佳解对应 (K', η')

Table 3 (K', η') corresponding to Pareto's best solutions

工况/传感器	工况1		工况2		工况3	
	加速度	声发射	声发射	加速度	加速度	加速度
(K', η')	(18, 3 227)	(21, 3 427)	(18, 1 051)	(14, 3 341)		

2) 基于相关系数矩阵的有效模态筛选

使用表3参数进行VMD分解,得到 $S_{n1}(t)$ 与 $S_{n2}(t)$ 的IMF分量相关系数矩阵如图10所示。强噪声干扰导致泄漏信号主导IMF分量的相关系数(相关系数矩阵 M_R 的对角线元素)降低,但不同传感器采集的随机噪声不相关, M_R 中的其他元素仍趋近于0。此时,信号主导IMF分量的相关系数低于传统的相关系数阈值(一般为0.3),但矩阵中两种元素的差值仍然很大,可利用相对差值进行IMF分量筛选。本文将 M_R 中前 K 个最大值的平均值作为阈值,进行矩阵元素筛选,这些元素对应的IMF分量即为有效分量。

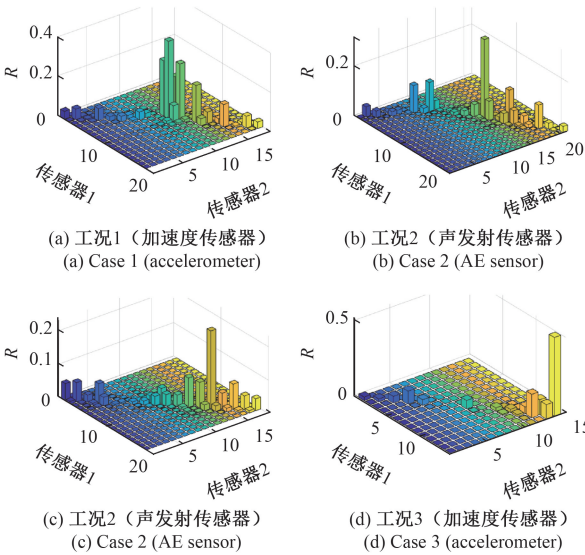


图10 不同工况的相关系数矩阵

Fig. 10 Correlation coefficient matrices in different cases

信号重构后,得到纯净信号 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$,含噪信号 $S_{n1}(t)$ 、 $S_{n2}(t)$ 以及去噪信号 $S_{d1}(t)$ 、 $S_{d2}(t)$ 的PSD对比如图11所示。结果表明, $S_{d1}(t)$ 、 $S_{d2}(t)$ 保留有效信号主导频响的同时,去除了噪声主导的频响。

3.4 输入信号SNR的影响

将传感器信号 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 作为真值,在采样频率范围内添加高斯白噪声作为含噪信号 $S_{n1}(t)$ 、 $S_{n2}(t)$,设置SNR变化范围为-8~4 dB,变化步长为2 dB。IMOGWO算法参数设置参考表1。

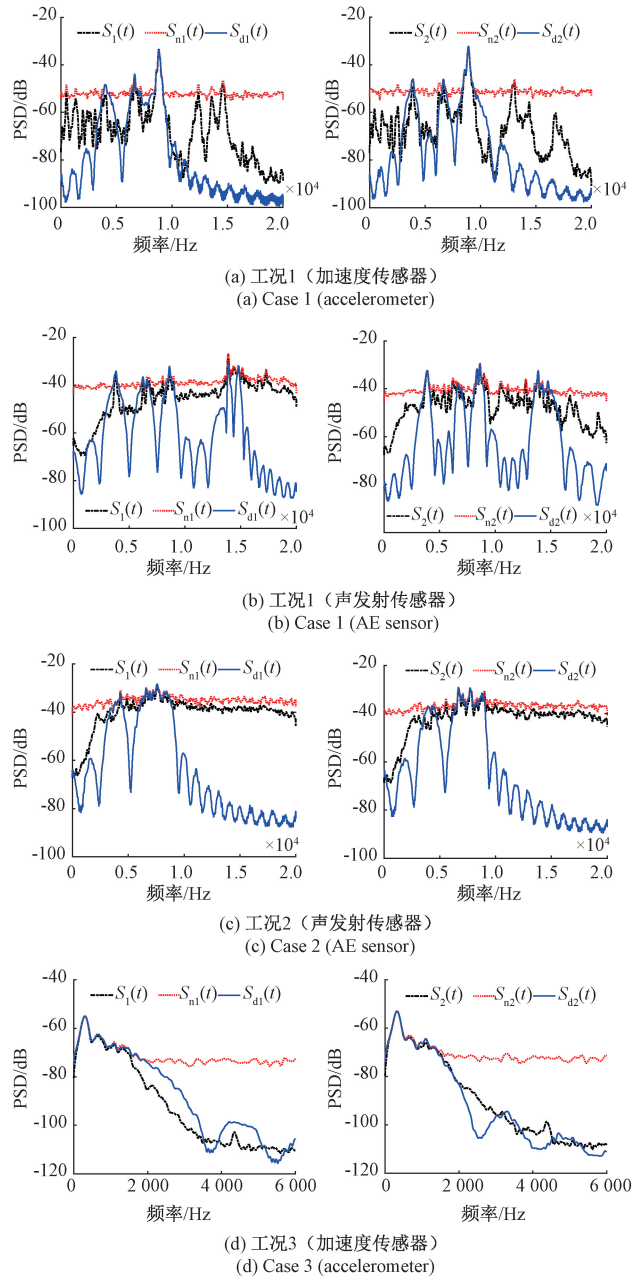


图11 去噪信号PSD

Fig. 11 PSDs of denoised signals

不同输入含噪信号SNR下的去噪质量对比如表4所示,去噪指标均以真值为参考,其中 R_1 、 SNR_1 对应传感器1, R_2 、 SNR_2 对应传感器2。3种工况下,去噪效果随输入信号SNR的减小而变差,但总体上均实现了信噪比的提升。在相同SNR下,加速度传感器信号的去噪指标总体优于声发射传感器,工况1、2下声发射去噪信号的相关系数 R 指标甚至低于含噪信号(表4加黑数据)。由图8、图11可知,声发射传感器信号在频率大于3 kHz后保持高于-50 dB的频响,噪声主导的频响中依然包含大量的有效信号频响。本文所提出的方法通过相关系数矩

阵筛选有效 IMF 分量,导致淹没在噪声频响中的声发射传感器有效信号被去除,出现了去噪信号相关系数指标降低的情况。而加速度传感器信号频响的峰值与谷值相

差较大,噪声主导的频响所包含的有效信号十分有限,因此去噪指标优于声发射。即便如此,从去噪效果考虑,去除受噪声污染的 IMF 分量仍是十分必要的。

表 4 不同输入信号 SNR 下的去噪质量指标

Table 4 Quality indices of denoising under different SNRs of input signals

SNR/ dB	去噪指标	工况 1-加速度传感器		工况 1-声发射传感器		工况 2-声发射传感器		工况 3-加速度传感器	
		去噪前	去噪后	去噪前	去噪后	去噪前	去噪后	去噪前	去噪后
-8	R_1	0.298	0.662	0.372	0.427	0.365	0.338	0.390	0.812
	R_2	0.292	0.689	0.367	0.439	0.368	0.364	0.372	0.824
	SNR_1 /dB	-8	-0.186	-8	-4.320	-8	-3.453	-8	3.778
	SNR_2 /dB	-8	0.237	-8	-5.165	-8	-3.123	-8	4.293
-6	R_1	0.382	0.770	0.451	0.512	0.449	0.482	0.439	0.845
	R_2	0.371	0.748	0.453	0.526	0.465	0.402	0.454	0.832
	SNR_1 /dB	-6	1.988	-6	-2.538	-6	-2.634	-6	4.313
	SNR_2 /dB	-6	1.634	-6	-1.784	-6	-1.184	-6	4.070
-4	R_1	0.535	0.785	0.535	0.604	0.530	0.535	0.532	0.889
	R_2	0.529	0.804	0.532	0.613	0.538	0.542	0.541	0.907
	SNR_1 /dB	-4	3.568	-4	-0.066	-4	-0.182	-4	6.791
	SNR_2 /dB	-4	3.690	-4	-0.020	-4	-0.118	-4	7.420
-2	R_1	0.625	0.867	0.626	0.661	0.624	0.583	0.623	0.938
	R_2	0.632	0.885	0.613	0.668	0.622	0.588	0.618	0.933
	SNR_1 /dB	-2	6.039	-2	1.095	-2	0.525	-2	8.973
	SNR_2 /dB	-2	6.349	-2	0.009	-2	0.447	-2	8.670
0	R_1	0.693	0.875	0.696	0.719	0.709	0.621	0.701	0.953
	R_2	0.703	0.880	0.713	0.761	0.705	0.615	0.700	0.956
	SNR_1 /dB	0	6.201	0	2.610	0	1.691	0	10.320
	SNR_2 /dB	0	6.449	0	3.009	0	1.678	0	10.547
2	R_1	0.783	0.912	0.781	0.825	0.783	0.754	0.784	0.971
	R_2	0.779	0.904	0.785	0.832	0.786	0.754	0.783	0.966
	SNR_1 /dB	2	7.300	2	4.034	2	2.928	2	12.260
	SNR_2 /dB	2	7.253	2	4.346	2	2.948	2	11.653
4	R_1	0.845	0.926	0.849	0.850	0.846	0.799	0.848	0.980
	R_2	0.854	0.937	0.850	0.848	0.847	0.817	0.848	0.979
	SNR_1 /dB	4	8.364	4	5.406	4	4.020	4	13.975
	SNR_2 /dB	4	8.963	4	5.382	4	4.438	4	13.699

的去噪效果。

4.1 GWO 优化 VMD 去噪

GWO-VMD 去噪方法以 IMF 分量的最大熵^[12]为目标函数,使用 GWO 求解 VMD 最佳参数(K', η');然后使用(K', η')对 $S_{n1}(t)$ 进行 VMD 分解,将能量大于总能量 80% 的 IMF 分量用于信号重构^[12],得到去噪信号。除最

4 与单目标优化方法对比

现有方法基于分解效果进行 VMD 参数的单目标寻优,然后进行单通道信号重构。针对传感器 1 采集的含噪信号 $S_{n1}(t)$,对比本文方法与 GWO 优化 VMD 方法^[12]

大迭代次数为 100 外, GWO 初始参数(包括变量维度、种群数量、搜索上下限)设置与 IMOGWO 相同。表 5 为 GWO 寻优所得 VMD 最佳组合(K' , η'), GWO 为随机搜索算法, 故 K 、 η 取 10 次寻优平均值。

表 5 GWO 寻优所得最佳(K' , η')

Table 5 Best (K' , η') obtained by GWO

工况/传感器	工况 1		工况 2		工况 3	
	加速度	声发射	声发射	加速度	加速度	加速度
(K' , η')	(12, 677)	(12, 2 566)	(22, 3 910)	(24, 2 226)		

基于 GWO-VMD 的去噪方法所得去噪信号 PSD 如图 12 所示。对比图 11 和 12 可知, 较 GWO-VMD 去噪法, 本文所提出的方法能够在保留信号频谱细节的同时去除噪声干扰。针对不同工况下的含噪信号, 尤其是频谱细节较为丰富的宽频信号, 本文方法能够在识别并保留未被噪声掩盖的峰值频响的同时, 去除这些峰值频响间的噪声。

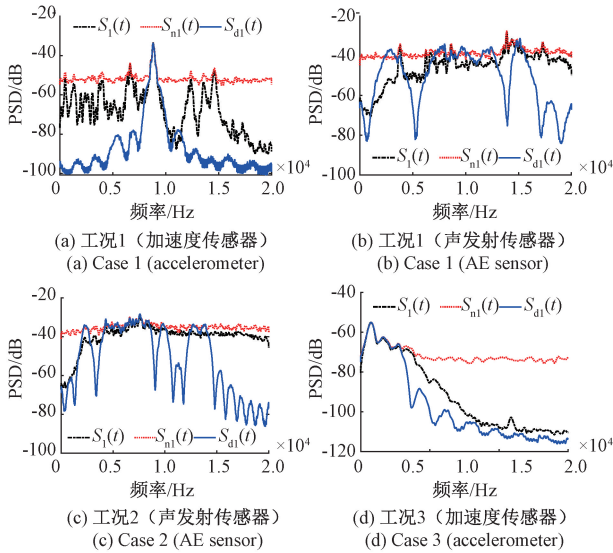


图 12 GWO-VMD 去噪信号 PSD

Fig. 12 PSDs of signals denoised by GWO-VMD

4.2 去噪指标对比

将 $S_1(t)$ 作为纯净泄漏信号真值, 在采样频率范围内添加高斯白噪声作为输入信号 $S_{ni}(t)$, 设置 SNR 变化范围为 $-8 \sim 4$ dB, 变化步长为 2 dB。不同工况下, 两种方法的去噪指标随输入信号 SNR 的变化趋势如图 13 所示。其中, R 增长率指的是去噪信号与纯净信号的相关系数相较于含噪信号与纯净信号相关系数的提升率; SNR 上升幅度指去噪信号 SNR 较含噪信号的增幅。

当输入信号 $SNR > 2$ dB 时, 两种方法的去噪指标相差不大。但随着输入信号 SNR 降低, 本文方法优势逐渐

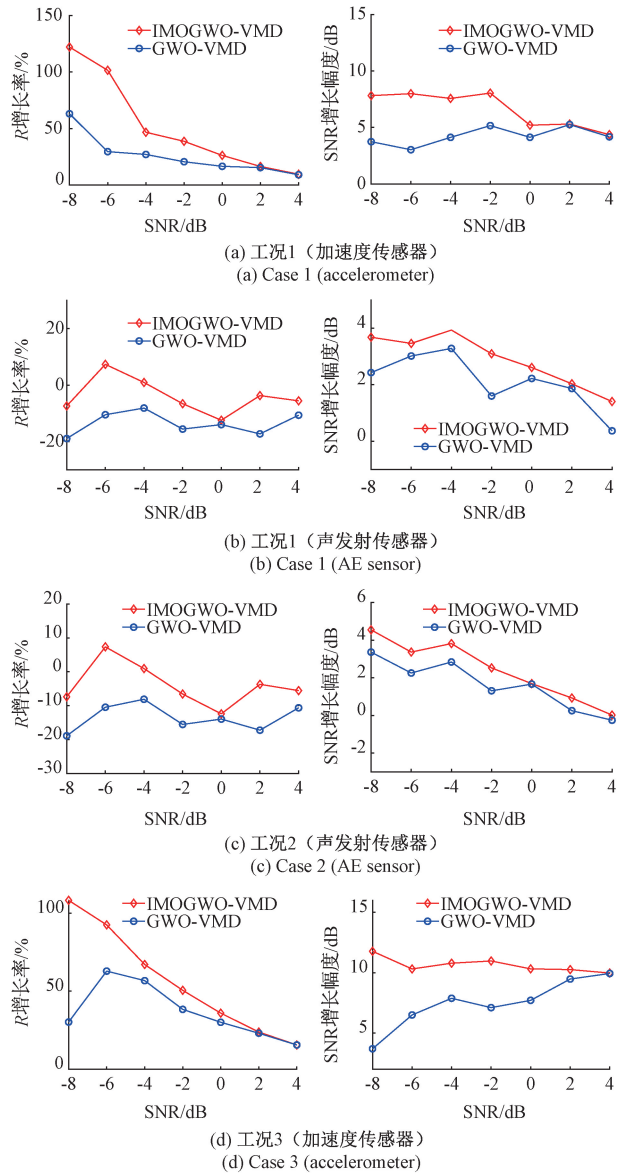


图 13 不同工况的去噪指标对比

Fig. 13 Comparison of denoising indices in different cases

显现。此外, 由图 13 可知, 在相同输入信号 SNR 下, 相较于加速度传感器, 两种方法对声发射传感器采集信号去噪效果欠佳, 去噪后相关系数会降低, 具体原因已经在 3.4 节进行了阐述。

5 多工况拓展验证

采用声波法对输气管道进行泄漏识别时, 声波幅值是关键参数, 而管道压力、泄漏孔径是影响泄漏声波信号幅值的重要因素^[25]。本节以架空管道声发射信号为例, 在不同压力下(0.2~1.0 MPa), 分别设置 3 种泄漏孔径(0.8、1.5、2.4 mm), 验证本文所提方法对多种工况下采

集泄漏信号的去噪能力。拓展验证实验中,泄漏孔孔形选择圆形以便控制孔径。与3.3节相同,在采样频率内添加 $SNR=0$ dB的高斯白噪声得到含噪信号 $S_{n1}(t)$ 和 $S_{n2}(t)$ 。

以通道1信号为例,多工况下算法的去噪性能如表6所示。可以看出,在多种管道压力、泄漏孔径工况下,所提方法能够实现有效、稳定、自适应去噪。去噪后,泄漏声波信号的 SNR 指标提升6.45 dB以上, R 指标提升16.04%以上。

表6 多工况拓展验证去噪指标对比

Table 6 Comparison of denoising indices for multi-conditions expansion verification

泄漏工况		去噪指标			
		去噪前		去噪后	
压力/ MPa	泄漏孔径/ mm	SNR/dB	R	SNR/dB	R
0.2	0.8		0.637	7.332	0.781
	1.5	0	0.689	6.945	0.855
	2.4		0.621	7.002	0.870
0.4	0.8		0.617	7.436	0.774
	1.5	0	0.645	6.954	0.803
	2.4		0.618	6.901	0.827
0.6	0.8		0.601	6.844	0.777
	1.5	0	0.672	7.115	0.814
	2.4		0.615	7.181	0.789
0.8	0.8		0.597	7.016	0.827
	1.5	0	0.613	7.332	0.854
	2.4		0.602	6.452	0.774
1.0	0.8		0.636	6.980	0.811
	1.5	0	0.611	6.454	0.709
	2.4		0.607	6.648	0.788

6 结 论

本文针对不同工况以及极低信噪比条件下管道泄漏振动声波信号的自适应去噪问题,构建了不依赖真值的去噪质量评价指标,并以此为目标函数使用IMOGWO算法进行VMD参数的多目标优化,然后使用所提出的双通道信号相关系数矩阵进行有效IMF分量筛选,从而得到重构的去噪信号。通过搭建输气管道泄漏多工况检测实验平台,对本文去噪方法的适用性和有效性进行实验验证,并得到如下结论。

1)不同工况、不同传感器信号的分析结果表明,架空管道管壁信号的频响覆盖整个采样频率(40 kHz)范围,频响细节丰富;埋地管道管壁信号的频响集中在3~9 kHz,10 kHz以上的高频细节丢失;埋地管道泄漏引起的地面振动信号为窄带低频信号,频响范围为300~1 000 Hz。宽带信号的同调性在整个采样频率范围内均保持高于阈值,无法通过同调性分析确定特征频带。

2)有效IMF分量选取是VMD去噪的关键。本文根据多路传感器信号的相关性,利用两路传感器采集信号的相关系数矩阵有效区分信号主导IMF分量和噪声主导IMF分量并重构信号。

3)Pareto前沿分布表明,信噪比与相关系数倒数之间存在显著的负相关关系,可不依赖真值评价去噪质量。对于Pareto前沿得到的VMD参数非劣解集,可使用TOPSIS法确定VMD最佳参数。

4)考虑了算法性能与输入信号SNR的关系,降噪结果表明,算法去噪效果随输入信号SNR减小而逐渐变差。不同工况下,输入信号 $SNR=-8$ dB时,本文方法仍具有有效性,去噪信号与原始信号相关系数 R 平均提升55.95%,SNR平均增大6.96 dB。

5)与GWO-VMD的去噪方法相比,本文所提方法的去噪效果更优。不同工况下, $SNR=-8$ dB时,相关系数 R 平均提升31.26%,SNR平均增大3.65 dB。此外,本文方法能够在不同管道压力、泄漏孔径条件下实现自适应去噪。

参考文献

- [1] MERIBOUT M, KHEZZAR L, AZZI A, et al. Leak detection systems in oil and gas fields: Present trends and future prospects [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2020, 75: 101772.
- [2] HU Z Y, TARIQ S, ZAYED T. A comprehensive review of acoustic based leak localization method in pressurized pipelines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 161(2): 107994.
- [3] MILOVANOVIC M, TOMIC B M, SAULIG N. Wavelets and stochastic theory: Past and future [J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2023, 173: 113724.
- [4] JIN H, ZHANG L H, LIANG W, et al. Integrated leakage detection and localization model for gas pipelines based on the acoustic wave method [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2014, 27: 74-88.
- [5] 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.
- [6] MENG Q, LIANG X M, LIN M Q, et al. Leak Localization of gas pipeline based on the combination of EEMD and cross-spectrum analysis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 9501209.
- [7] LI J M, CHENG X, LI Q, et al. Adaptive energy-constrained variational mode decomposition based on spectrum segmentation and its application in fault detection of rolling bearing[J]. Signal Processing, 2021, 183: 108025.
- [8] 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, 40(7): 195-205.
- LI SH Y, XIA CH Q, CHENG ZH H, et al. Leak location method in water-supply pipeline based on combination of VMD and cross-spectrum analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 195-205.
- [9] 李可, 牛园园, 宿磊, 等. 参数优化VMD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(1): 280-287.
- LI K, NIU Y Y, SU L, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimized VMD[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(1): 280-287.
- [10] 焦梅梅, 石磊, 刘雅芝. 基于GA-VMD的无绝缘轨道电路调谐区和补偿电容故障特征提取研究[J]. 北京交通大学学报, 2023, 47(3): 149-158.
- JIAO M M, SHI L, LIU Y Z. Research on fault feature extraction of jointless track circuit tuning area and compensation capacitor based on GA-VMD[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2023, 47(3): 149-158.
- [11] LU J Y, YUE J K, ZHU L J, et al. An improved variational mode decomposition method based on the optimization of salp swarm algorithm used for denoising of natural gas pipeline leakage signal [J]. Measurement, 2021, 185: 110107.
- [12] DIAO X, JIANG J C, SHEN G D, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 143: 106787.
- [13] YAN X A, JIA M P. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 56-86.
- [14] 朱建军, 章浙涛, 匡翠林, 等. 一种可靠的小波去噪质量评价指标[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(5): 688-694.
- ZHU J J, ZHANG ZH T, KUANG C L, et al. A reliable evaluation indicator of wavelet de-noising[J]. Geomatics and Information Sciences of Wuhan University, 2015, 40(5): 688-694.
- [15] VERMA S, PANT M, SNASEL V. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems [J]. IEEE Access, 2021, 9: 57757-57791.
- [16] 秦国华, 王明明, 林锋. 基于TOPSIS和MOEA/D的装夹布局方案规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(7): 2151-2165.
- QIN G H, WANG M M, LIN F. Fixturing layout optimal method based on TOPSIS and MOEA/D[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2023, 29(7): 2151-2165.
- [17] YANG M L, LIU Y M, JIE Y. A hybrid multi-objective particle swarm optimization with central control strategy[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 23: 1522096.
- [18] MAKHADMEH S N, ALOMARI O A, MIRJALILI S, et al. Recent advances in multi-objective grey wolf optimizer, its versions and applications [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34: 19723-19749.
- [19] PANAGANT N, PHOLDEE N, BUREERAT S, et al. A comparative study of recent multi-objective metaheuristics for solving constrained truss optimisation problems[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021, 28: 4031-4047.
- [20] KNAPP C H, CARTER G. The generalised correlation method for estimation of time delay [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1976, 24(4): 320-327.
- [21] 刘若男, 辛义忠, 李岩. 基于皮尔逊相关系数的动态

签名验证方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 279-287.

LIU R N, XIN Y ZH, LI Y. Dynamic signature verification method based on Pearson correlation coefficient[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(7): 279-287.

[22] GUANG H, LU X L. Good point set and double attractors based-QPSO and application in portfolio with transaction fee and financing cost [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 209: 118339.

[23] 丁卫, 吴文雯, 王驰, 等. 用非饱和三相孔弹模型研究浅层土壤中地震波的传播特性[J]. 物理学报, 2014, 63(22): 204-212.

DING W, WU W W, WANG CH, et al. Propagation characteristics of seismic waves in shallow soil with the unsaturated three-phase pyroclastic mode [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(22): 204-212.

[24] ALMEIDA F C L, BERNAN M J, JOSEPH P F, et al. The effects of resonances on time delay estimation for water leak detection in plastic pipes [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 420: 315-329.

[25] 刘翠伟, 敬华飞, 方丽萍, 等. 输气管道泄漏声波衰减模型的理论研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20): 109-114.

LIU C W, JING H F, FANG L P, et al. A theoretical

study on the attenuation model of leakage acoustic waves for natural gas pipelines [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20): 109-114.

作者简介



薛生, 1984年于中国矿业大学获得学士学位, 1991年于澳大利亚新南威尔士大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为安全监测与监控技术。

E-mail: sheng.xue@ aust. edu. cn

Xue Sheng received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 1984, and Ph. D. degree from the University of New South Wales in 1991. He is currently a professor at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include automation and safety monitoring & control technology.



谢晓贤(通信作者), 2020年于安徽理工大学获得学士学位, 现为安徽理工大学博士研究生, 主要研究方向为机器学习、安全监测与监控技术。

E-mail: xiexiaoxian. aust@ outlook. com

Xie Xiaoxian (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2020. She is currently a Ph. D. candidate at Anhui University of Science and Technology. Her main research interests include machine learning and safety monitoring & control technology.