

基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯导异构信号降噪^{*}

刘 宇^{1,2}, 陈 龙¹, 陶 磊², 王宏伟^{1,2}, 黄庆学^{1,2}

(1. 太原理工大学机械工程学院 太原, 030024)

(2. 智能采矿装备技术全国重点实验室 太原, 030032)

摘要 针对煤矿锚杆钻车姿态估计中惯性导航的多源噪声, 提出一种基于噪声敏感先验的改进变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 惯导异构信号降噪方法。首先, 利用加速度和角速度时频域参数特性变化, 探究捷联惯导异构信号的噪声敏感差异和多源噪声作用规律; 其次, 根据异构信号噪声敏感先验和最大峭度变化趋势, 构建双分解层, 并通过能量波动模型监测在不同分解层下模态分量的能量变化, 避免参数固定造成的过分解和欠分解问题, 实现对惯导异构信号同步 VMD 分解; 然后, 根据皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient, 简称 PCC) 拟合兼顾噪声敏感差异的模态筛选参数——联合相关系数 P , 筛选有效模态分量, 实现惯导异构信号同步降噪; 最后, 将所提方法与惯性信号降噪基准方法, 即互补集合经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD) 和改进的自适应噪声完备集合经验模态分解 (improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, 简称 ICEEMDAN) 进行降噪结果对比。结果表明: 所提方法兼顾异构信号噪声敏感差异, 实现了异构信号同步分解与重构, 提升了惯性测量信噪比, 改善了矿用锚杆钻车姿态初始化精度, 俯仰角误差减少 81.818%, 航向角误差减少 87.958%, 消除了横滚角误差, 为精准支护奠定了良好基础。

关键词 变分模态分解; 降噪; 惯导异构信号; 锚杆钻车
中图分类号 TH89; U666

引 言

采掘失衡阻碍煤炭绿色智能采掘装备的发展^[1], 落后的巷道锚护水平是掘进工作亟待解决的问题。其中, 锚杆钻车车体姿态估计是锚护智能化的基础。不依赖环境特征且具有独立位姿解算能力的惯性导航技术被广泛应用于井下定位系统^[2-3]。然而, 传统的锚杆钻车惯性定位技术面临诸多问题。如: 煤矿锚杆钻车油泵振动、变频器辐射和电源工频传导等外界多源噪声引起惯性器件的测量误差; 惯性器件自身测量误差与多源噪声耦合^[4], 进一步降低了惯性测量的信噪比。因此, 有必要研究惯导异构信号 (加速度和角速度) 同步降噪方法, 以提高锚杆钻车姿态估计的准确性。

惯导降噪方法主要包括小波分析^[5-6]、经验模态分解和变分模态分解。以小波分析为基础的降噪方法针对陀螺仪的随机漂移问题取得较好的效果, 但是处理多源噪声干扰下的惯性信号具有参数局限性。EMD 是一种自适应的时频域信号分解方法, 能有效减弱惯性信号噪声^[7-8]。张明等^[9]通过向原始信号加入正负对高斯白噪声, 改善了 EMD 的模态混

叠效应, 并提出基于 CEEMD 的陀螺降噪方法。文献^[10-11]采用自适应噪声完备集合经验模态分解消除 CEEMD 中由附加噪声产生的误差, 但本征模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 存在虚假分量。然而, 以 EMD 为基础的降噪方法没有从根本上解决模态混叠和边界效应等问题。

VMD^[12-13]是一种非递归模式的信号时频分析方法, 其将非平稳信号分解为多个带限本征模态函数 (band-limited intrinsic mode function, 简称 BLIMFs), 频率分辨率高, 分解易收敛, 不存在模态混叠现象。芦竹茂等^[14]提出基于 VMD 的组合广义形态滤波器陀螺降噪方法。目前, VMD 降噪算法主要针对单一传感器信号。陈龙等^[15]利用 VMD 对加速度和角速度同步进行降噪。异构信号同步降噪对 VMD 的分解参数和筛选参数的鲁棒性要求较高。分解参数 k 是影响 VMD 信噪分离有效性的关键参数, 现有方法通过模态中心频率^[15]、峭度^[16]和合成谱峭度^[17]来确定 k 值。然而, 现有 k 值调节水平不能满足惯导异构信号的多样性和时变性的要求。另一方面, PCC^[15]或谱峭度^[18]作为模态筛选参数, 能精准重构单一惯性信号, 但无法兼顾异构信号噪声敏

^{*} 国家重点研发计划资助项目 (2020YFB1314000); 中央引导地方科技发展资金资助项目 (YDZJSX2022A015)

收稿日期: 2023-04-26; 修回日期: 2023-09-08

感差异,且不利于低信噪比信号重构。

针对上述问题,笔者提出一种基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯导异构信号降噪方法,探究惯导信号敏感差异及干扰噪声作用规律,将其应用于分解参数和模态筛选参数优化过程中,以实现惯导异构信号同步降噪。

1 惯导信号敏感分析及噪声作用规律

1.1 异构信号敏感性差异

陀螺仪和加速度计的不同测量原理造成噪声敏感差异。静态条件下,陀螺仪容易受到低频噪声的影响,加速度计通常更加敏感于高频噪声^[19]。在实验室条件下静态测量数据用 y_i 表示,对采样时间为 1 s 的加速度 f_x 和角速度 ω_x 进行分析。加速度中心频率约为 150 Hz,角速度中心频率小于 50 Hz。不同频率上的能量分布差异都体现出异构信号的噪声敏感差异,因此惯导降噪算法需要兼顾异构信号静态噪声敏感差异。惯性测量频域变化和中心频率变化分别如图 1 和表 1 所示。

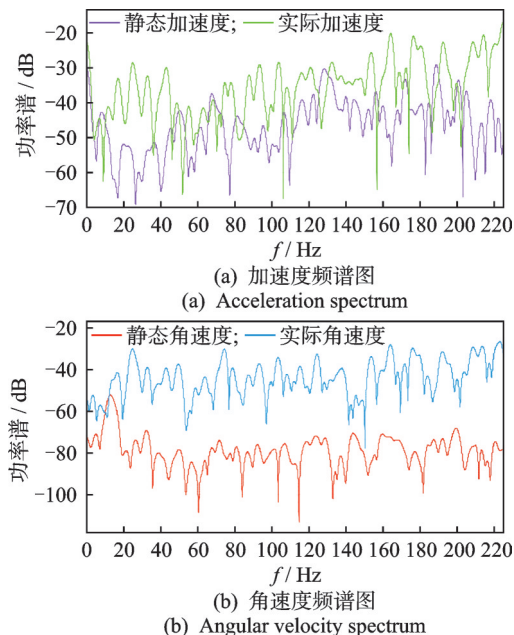


图 1 惯性测量频域变化

Fig.1 Frequency domain variation of inertial measurement

表 1 惯性测量中心频率变化

Tab.1 Center frequency variation of inertial measurement

Hz	
静态加速度	实际加速度
164.49	196.95
静态角速度	实际角速度
24.302	177.94

1.2 干扰噪声作用规律

煤矿井下多源噪声对惯导信号的作用规律是稳

定的,惯性信号首先受到中低频段电磁干扰的影响^[20-21]。捷联惯导通过电路连接锚杆钻车电机,电磁干扰沿着电路传输至敏感器件。现有研究将电源工频 50、100 及 150 Hz 谐波作为惯性器件低频噪声的主要来源^[22]。此外,捷联惯导系统的测量精度受到车体振动影响。锚杆钻车轴向柱塞泵产生的机械振动和流体振动通过壳体向整个车体传播,车体不同位置的频率特性不同,特征频率范围约为 40~2 500 Hz^[23]。结合惯导工作频段,40~250 Hz 范围的振动噪声是造成惯性测量高频噪声的主要因素。

实验室条件下,锚杆钻车油泵电机开启后的实际数据用 z_i 表示。笔者根据时频域参数特征变化,研究煤矿井下多源噪声对惯导异构信号的作用规律。频谱图中,电磁耦合和油泵振动干扰在 20~230 Hz 范围内响应,异构信号不同频率的能量分布变化与现有研究结论基本一致。同时,惯导异构实测信号的功率谱能量向高频区移动,中心频率均大于 160 Hz。时域中,实际加速度 z_{fx} 的平均值为静态测量 y_{fx} 的 2.39 倍,方差为 13.87 倍。实际角速度 $z_{\omega x}$ 的平均值为静态测量 $y_{\omega x}$ 的 5 倍,方差为 2 169 倍。惯性测量时域变化和时域参数变化分别如图 2 和表 2 所示。实验室条件下的多源噪声对陀螺仪的影响远大于对加速度计的影响。

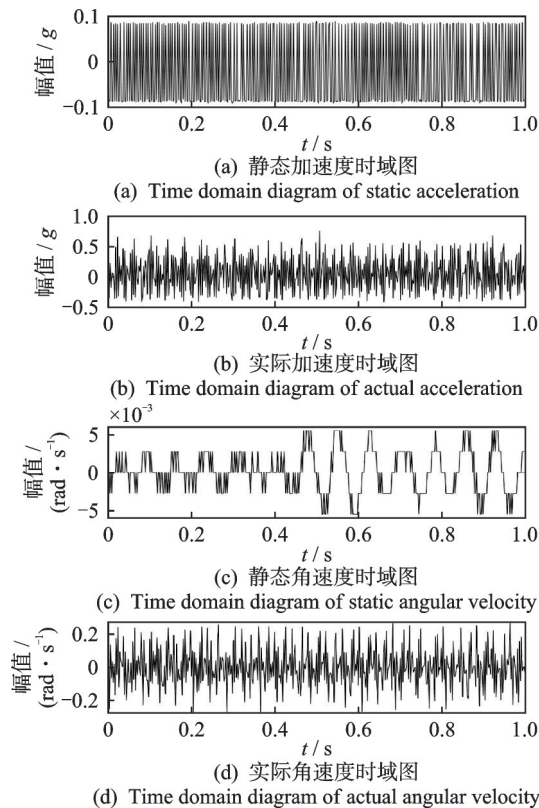


图 2 惯性测量时域变化

Fig.2 Time domain variation of inertial measurement

表 2 惯性测量时域参数变化
Tab.2 Variation of time-domain parameters of inertial measurement

参数	静态加速度/ g	实际加速度/ g	静态角速度/ $(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	实际角速度/ $(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$
均值	-0.021 8	0.052 2	0.000 1	0.000 7
方差	0.006 9	0.095 9	7.1×10^{-6}	0.015 4
最大值	0.089 5	0.758 9	0.005 5	0.271 1
最小值	-0.091 2	-0.416 5	-0.005 6	-0.276 8

2 改进 VMD 惯导异构信号降噪方法

在传统 VMD 降噪基础上,本研究基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯导降噪方法实现了惯导异构信号同步降噪,通过异构信号敏感先验优化了解析参数和模态筛选参数。首先,不再采用传统 VMD 的单分解层,根据异构信号噪声敏感先验和最大峭度变化趋势,构造了惯导异构信号同步预分解的双分解层初始值 k_{acc} 和 k_{gyro} ,为进一步增强模态分解的鲁棒性,构建能量波动模型,在初值基础上实现异构信号最佳同步分解;其次,兼顾惯导异构信号噪声敏感差异,提出新模态分量筛选参数——联合相关系数 P ,实现异构信号同步重构。改进 VMD 惯导降噪流程如图 3 所示。

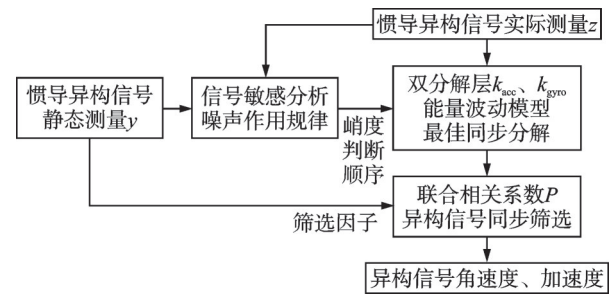


图 3 改进 VMD 惯导降噪流程图

Fig.3 Flowchart of improved VMD denoising

2.1 变分模态分解原理

VMD 方法将非平稳异构信号的局部特征附加到瞬时频率上,分解为预设的 k 个调幅调频分量信号 $u_k(t)$ 。引入一个二次罚函数项 α 和拉格朗日乘子项 $\lambda(t)$ 求解最优化问题。即

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$
$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (2)$$

其中: $A_k(t)$ 为瞬时幅值; $\omega_k = d\varphi_k(t)/dt$, 为瞬时频率; $e^{-j\omega_k t}$ 为中心频率; ∂_t 为函数对时间 t 的偏导数; $\delta(t)$ 为脉冲函数; $f(t)$ 为原始信号。

2.2 双分解层与参数优化

峭度可描述信号的冲击特性,可以捕捉静态惯性测量的时变噪声。本研究通过异构信号噪声敏感先验和最大峭度变化趋势^[16]确定双分解层 k_{acc} 和 k_{gyro} 。双分解层初值确定流程如图 4 所示。

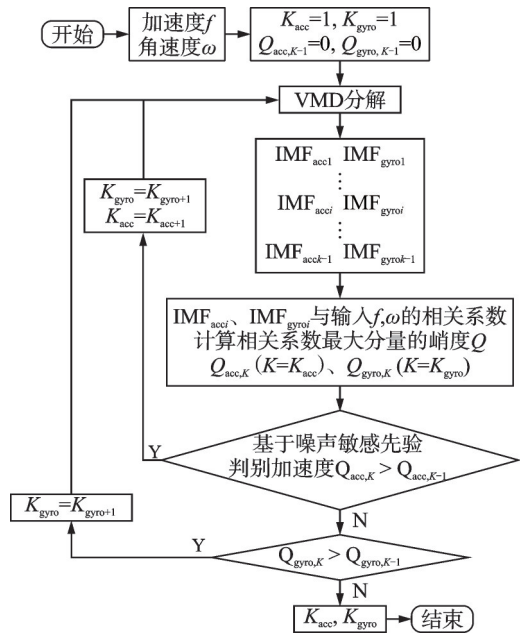


图 4 双分解层初值确定流程图

Fig.4 Flowchart of initial value setting for double decomposition layer

根据噪声敏感先验,增加角速度的分解层数,以提升分解分辨率。其中,无量纲峭度 Q 定义为

$$Q = E(x - \mu)^4 / \sigma^4 \quad (3)$$

其中: μ 为样本均值; σ 为样本标准差; E 为期望。

以加速度 f_x 和角速度 ω_x 为例,峭度变化曲线如图 5 所示。由图可知:加速度 $k_{\text{acc}}=20$ 时峭度最大,设 f_x 分解层数初值为 20;角速度 $k_{\text{gyro}}=43$ 时峭度最大,则 ω_x 分解层数初值为 43。双分解层的初值充分

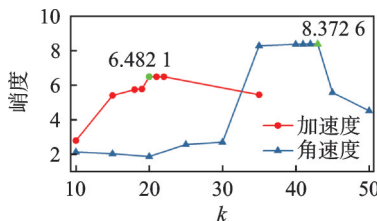


图 5 峭度变化曲线

Fig.5 Kurtosis change curve

考虑了异构信号的噪声敏感差异,避免异构信号使用同一分解参数,造成欠分解或过分解。

由于惯性敏感器件受到外界时变噪声影响,双分解层初值存在优化空间。为增强双分解层对噪声的抗干扰能力,本研究在信号能量计算公式^[18]基础上构建能量波动模型,即

$$\gamma = \sum_{j=1}^N (\sum_{i=1}^{k-1} \text{IMF}_j^i) + \sum_{j=1}^N \text{RES}_j - \sum_{j=1}^N z_j \quad (4)$$

其中: IMF_j^i 为第 j 个模态能量; RES_j 为趋势项能量; $\sum_{j=1}^N z_j$ 为实际信号能量; N 为采样个数。

双分解层参数优化过程伴随着信号能量波动,经实验检验,当能量残差 γ 趋于 0 时 ($-0.01 \leq \gamma \leq 0.012$), 对应分解层 k 即为最佳分解层数,分解参数优化流程如图 6 所示。

$$\rho_k(x_i^k, z_i) = \frac{E(x_i^k z_i) - E(x_i^k) E(z_i)}{\sqrt{E((x_i^k)^2) - E^2(x_i^k)} \sqrt{E(z_i^2) - E^2(z_i)}} = \frac{(m \sum_{i=1}^m x_i^k z_i - \sum_{i=1}^m x_i^k \sum_{i=1}^m z_i)}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m (x_i^k)^2 - (\sum_{i=1}^m x_i^k)^2} \sqrt{m \sum_{i=1}^m z_i^2 - (\sum_{i=1}^m z_i)^2}} \quad (5)$$

然而,对于信噪比很低的静态惯性测量,最大 PCC 无法准确甄别噪声对有效信号的影响程度,且不能对噪声敏感差异的惯导异构信号

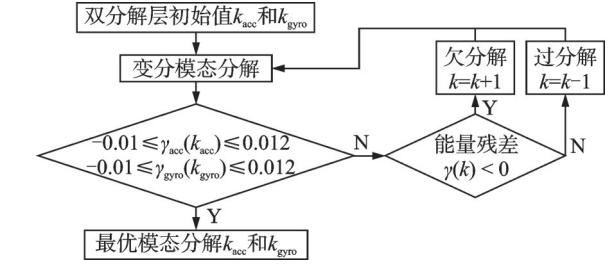


图6 分解参数优化流程图

Fig.6 Flowchart of decomposition parameter optimization

2.3 模态筛选参数优化

噪声分量和有效模态分量的筛选依赖合理的参数设置。皮尔逊相关系数^[15]是多信号模态筛选的主要参数,将实际测量 z 作为唯一筛选因素,度量每个模态分量 x^k 与 z 之间的线性相关程度。将 z 视为离散型随机变量, PCC 模型为

进行同步重构。因此,本研究对模态筛选参数进行优化,在 PCC 基础上构建联合相关系数 P , 即

$$P_k = |\rho(x_i^k, z_i) \rho(x_i^k, y_i)| = \left| \frac{(m \sum_{i=1}^m x_i^k y_i - \sum_{i=1}^m x_i^k \sum_{i=1}^m y_i)(m \sum_{i=1}^m x_i^k z_i - \sum_{i=1}^m x_i^k \sum_{i=1}^m z_i)}{(m \sum_{i=1}^m (x_i^k)^2 - (\sum_{i=1}^m x_i^k)^2) \sqrt{m \sum_{i=1}^m (y_i)^2 - (\sum_{i=1}^m y_i)^2} \sqrt{m \sum_{i=1}^m (z_i)^2 - (\sum_{i=1}^m z_i)^2}} \right| \quad (6)$$

其中: x_i^k 为第 k 个模态分量的信号序列; m 为采样个数。

联合相关系数 P 引入具有噪声敏感先验的静态测量 y , 与 z 共同作为筛选因素,同步分析高频振动和低频电磁干扰对各模态分量的影响程度。联合相关系数 P 兼顾惯导异构信号噪声敏感差异, P 越大噪声影响程度越小, P 越小则噪声影响程度越大。

综上所述,本研究以剥离油泵高频振动和提高低频模态分量的分辨率为目标,充分发挥惯导异构信号噪声敏感差异在分解参数与筛选参数优化过程中的指导作用,实现惯导异构信号同步最佳分解,并利用联合相关系数 P 进行同步重构。

3 实验验证

实验平台包括 CMM1-10 煤矿用液压锚杆钻车、FOSN II 光纤捷联惯性导航系统和英伟达 Jetson Xavier NX 边缘计算平台,测试系统见图 7。

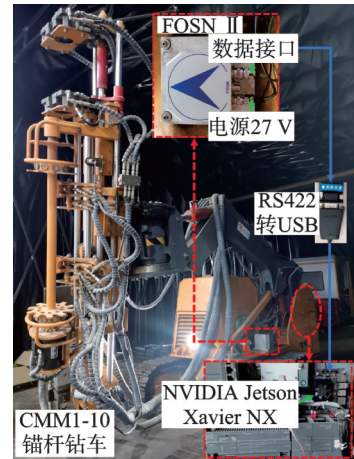


图7 测试系统

Fig.7 Test system

3.1 3种模态分解结果对比与分析

FOSN II 系统的采样频率为 450 Hz, 将采样时间为 1 s 的实际惯导异构信号作为测试数据, 对比本研究分解方法、CEEMD 和 ICEEMDAN 的分解结果。

分解结果揭示出加速度和角速度在不同频率上的能量分布差异,以及不同分解方法在提取频谱信息方面的差异。加速度的3种模态分解结果如图8所示。由图可知:CEEMD将加速度分解成7个IMF,主频率大于100 Hz的IMF有1个;ICEEMDAN将加速度分解为8个IMF,主频率大于100 Hz的IMF有1个,上述分解结果的低频分辨率远高于高频分辨率。根据加速度噪声敏感先验分析,高频振动是加速度计的主要干扰源,CEEMD和ICEEMDAN

的分解结果存在模态混叠。本研究分解方法通过设置双分解层,将高频IMF(大于100 Hz)的占比提升了78.95%,主频率大于100 Hz的IMF有15个,其中增加信号分解的高频分辨率是剥离高频油泵振动噪声的关键。

根据角速度噪声敏感先验可知,陀螺仪对低频振动敏感,CEEMD和ICEEMDAN在捕捉低频振动噪声时存在局限性。角速度的3种模态分解结果如图9所示。由图可知:CEEMD将角速度分解为7

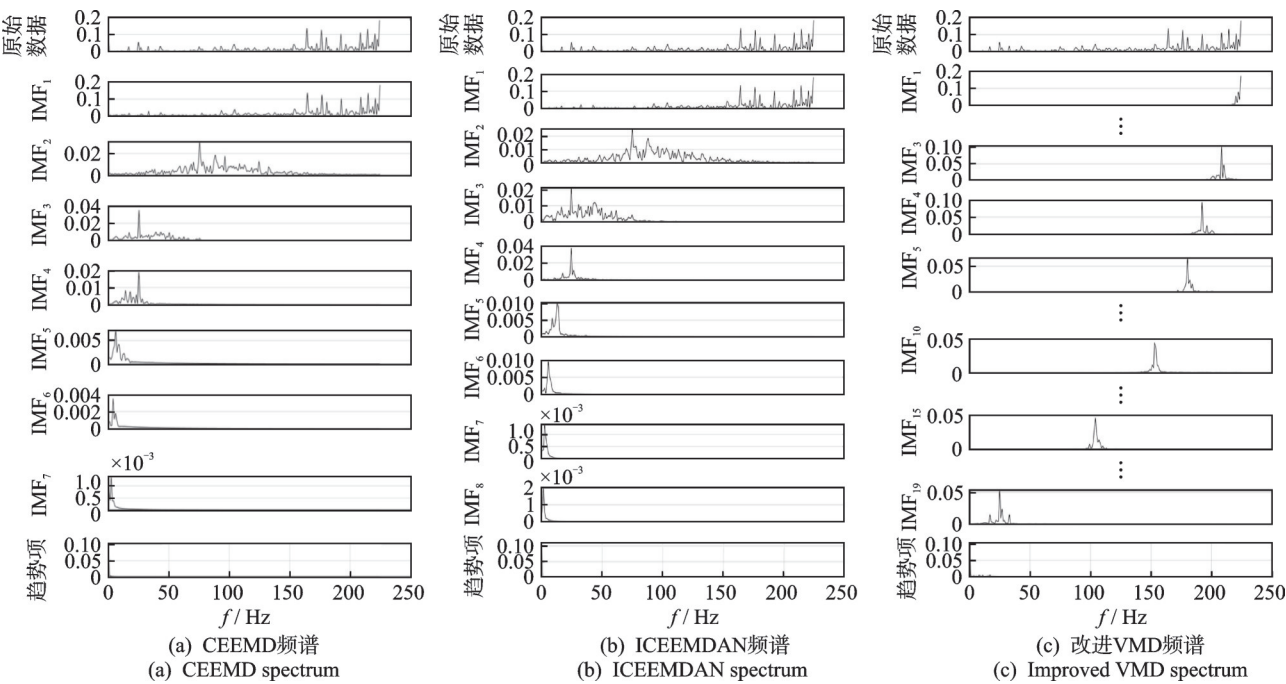


图8 加速度的3种模态分解结果

Fig.8 Three mode decomposition results of acceleration

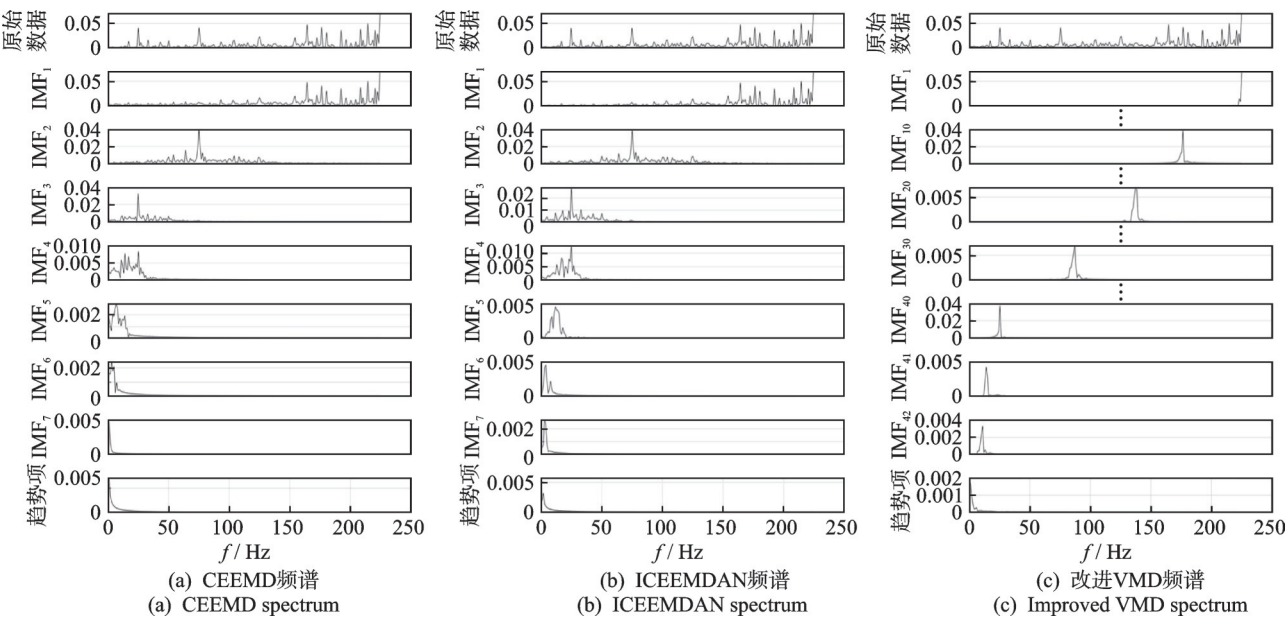


图9 角速度的3种模态分解结果

Fig.9 Three mode decomposition results of angular velocity

个 IMF,主频率在 10~25 Hz 区间的 IMF 有 1 个;ICEEMDAN 将角速度分解为 8 个 IMF,主频率在 10~25 Hz 区间的 IMF 有 1 个。本研究分解方法通过 k_{gyro} 和能量波动模型提高了 10~25 Hz 区间信号的分解水平,IMF 的个数由 1 变为 4,其中提高信号分解的低频分辨率是重构角速度的关键。

3.2 2 种模态筛选结果对比与分析

本研究将联合相关系数 P 作为有效模态筛选参数,并与 PCC 进行对比。3 种模态分解方法下,加速度筛选结果及参数分别如图 10 和表 3 所示。角速度筛选结果和参数分别如图 11 和表 4 所示。

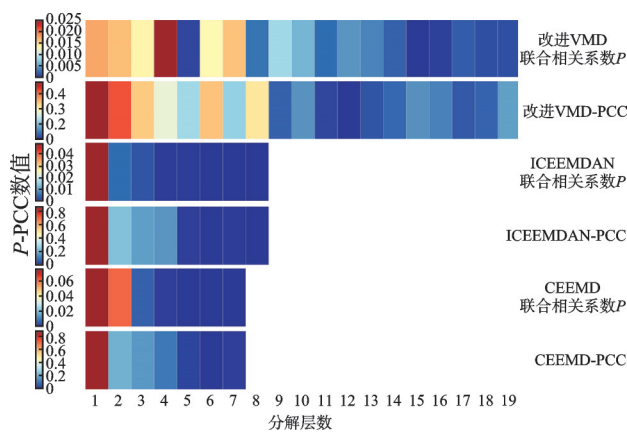


图 10 加速度筛选结果对比
Fig.10 Comparison of acceleration screening results

表 3 加速度筛选结果参数	
Tab.3 Parameters of acceleration screening results	
筛选方法	筛选结果
CEEMD-PCC	IMF ₁
CEEMD 联合相关系数	IMF ₁
ICEEMDAN-PCC	IMF ₁
ICEEMDAN 联合相关系数	IMF ₁
改进 VMD-PCC	IMF ₁
改进 VMD 联合相关系数	IMF ₄

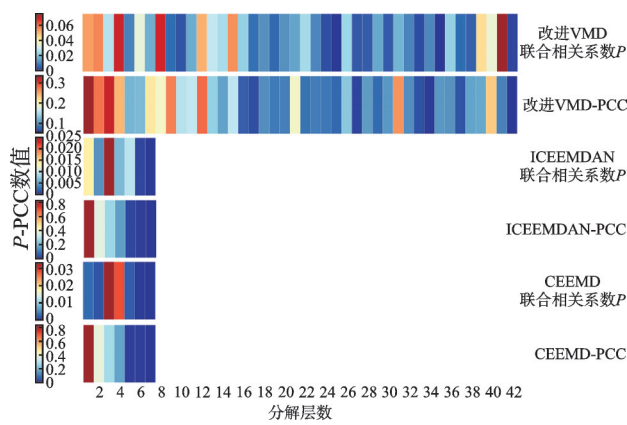


图 11 角速度筛选结果对比
Fig.11 Comparison of angular velocity screening results

表 4 角速度筛选结果参数
Tab.4 Parameters of acceleration screening results

筛选方法	筛选结果
CEEMD-PCC	IMF ₁
CEEMD 联合相关系数	IMF ₃
ICEEMDAN-PCC	IMF ₁
ICEEMDAN 联合相关系数	IMF ₃
改进 VMD-PCC	IMF ₁
改进 VMD 联合相关系数	IMF ₄₁

以筛选加速度 f_x 为例,使用本研究提出的 VMD 分解方法,联合相关系数 P 选取 IMF₄,PCC 选取 IMF₁;ICEEMDAN 和 CEEMD 分解 f_x ,联合相关系数 P 和 PCC 均选取最高中心频率的模态分量 IMF₁。由图 8 和表 3 可知,联合相关系数 P 和 PCC 筛选加速度的高频模态分量,本研究筛选结果 IMF₄ 的频率域特性与静态加速度测量最相近;其余方法筛选结果的频率能量分布集中在大于 200 Hz 的高频域,说明对锚杆钻车振动噪声抑制效果不佳。

以筛选角速度 ω_x 为例,使用本研究提出的 VMD 分解方法,联合相关系数 P 选取 IMF₄₁,PCC 选取 IMF₁,二者频率能量分布情况截然相反;ICEEMDAN 和 CEEMD 分解 ω_x ,联合相关系数 P 均选取 IMF₃,PCC 均选取 IMF₁。由图 9 和表 4 可知,本研究筛选结果 IMF₄₁ 的频谱特性与静态角速度测量最相近,其余方法都无法筛选出有效的模态分量。根据 3 种模态分解结果对比与分析可知,ICEEMDAN 和 CEEMD 对 ω_x 的分解结果,若仅调整筛选参数,不论是联合相关系数 P 还是 PCC,都无法消除电源工频噪声混叠效应。本研究分解方法匹配 PCC 筛选出 IMF₁,其频率能量分布集中在高频域,这是车体振动主导的噪声模态分量。

综上所述,根据惯导信号敏感分析及噪声作用规律,采用联合相关系数 P 筛选的加速度和角速度均与静态测量的时频特性相似度最高,验证了联合相关系数 P 对惯导异构信号同步筛选的有效性。

3.3 惯导降噪结果对比与分析

本研究对比不同模态分解算法和不同筛选参数的降噪结果,降噪结果时域对比如图 12 所示。由图可知,基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯导异构信号降噪结果与静态测量的时域平均差值最小。

本研究采用信噪比 (signal noise ratio, 简称 SNR) 作为降噪的评价指标。降噪前后加速度和角速度的信噪比分别如表 5 和表 6 所示。与实际加速度测量相比,本研究方法信噪比总体提高了

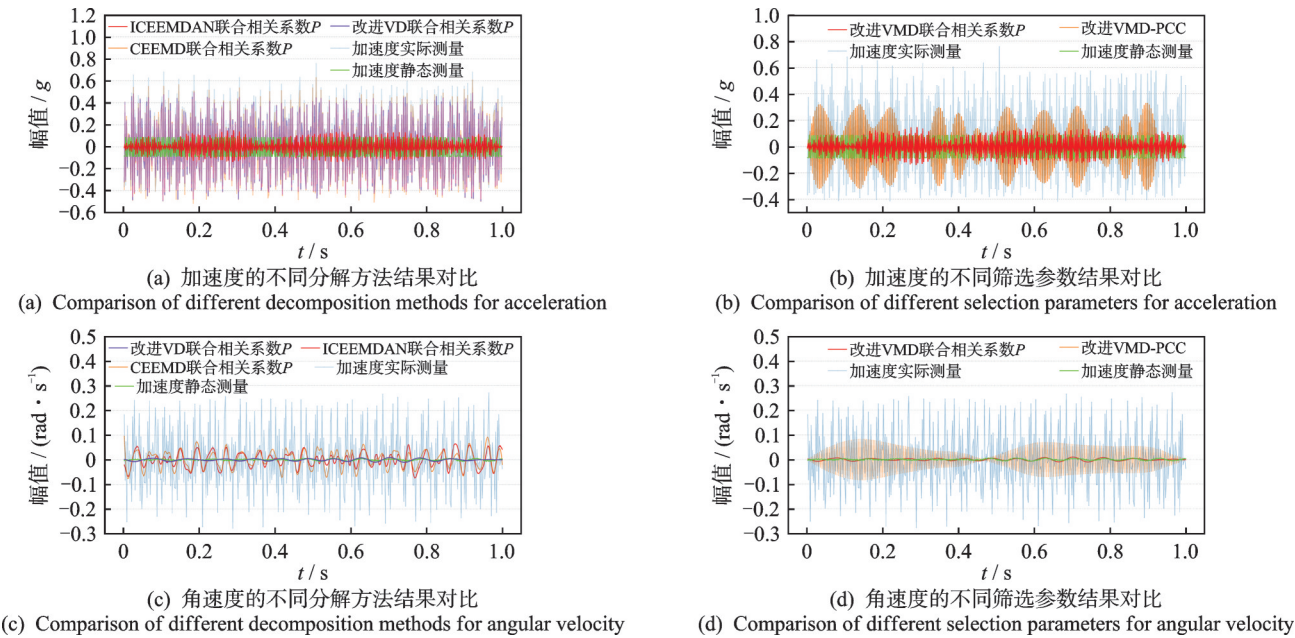


图 12 降噪结果时域对比

Fig.12 Time-domain comparison of denoising results

表 5 降噪前后的加速度信噪比

Tab.5 Acceleration SNR before and after denoising			
dB			
方法	f_x	f_y	f_z
实际测量	-11.78	-5.40	-19.31
CEEMD-PCC	-10.32	-5.13	-19.07
CEEMD 联合相关系数	-10.32	-5.13	-19.07
ICEEMDAN-PCC	-10.13	-4.73	-19.02
ICEEMDAN 联合相关系数	-10.13	-4.73	-19.02
改进 VMD-PCC	-2.71	-2.36	-9.81
改进 VMD 联合相关系数	-1.52	-0.78	-2.45

表 6 降噪前后的角速度信噪比

Tab.6 Angular velocity SNR before and after denoising			
dB			
方法	ω_x	ω_y	ω_z
实际测量	-33.99	-39.11	-30.18
CEEMD-PCC	-32.32	-38.94	-29.34
CEEMD 联合相关系数	-22.34	-17.38	-20.73
ICEEMDAN-PCC	-31.92	-38.94	-29.34
ICEEMDAN 联合相关系数	-21.13	-17.38	-20.73
改进 VMD-PCC	-6.46	-11.26	-7.10
改进 VMD 联合相关系数	-2.82	-5.06	-3.86

86.655%，三轴分别高了 87.097%、85.556% 和 87.312%；与实际角速度测量相比，本研究方法信噪比总体提高了 88.692%，3 个方向分别提高了 91.703%、87.062% 和 87.210%。可见，所提降噪方法提升了静态惯导异构信号测量的准确性。

综上所述，基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯

导降噪方法对异构信号同步分解能力优于 CEEMD 和 ICEEMDAN。相较于最大 PCC 筛选，联合相关系数 P 能更好地兼顾加速度和角速度的噪声敏感特性，实现异构信号同步重构，提升了静态惯性测量的信噪比。

3.4 锚杆钻车姿态初始化结果对比

通过锚杆钻车静态姿态初始化结果，进一步验证了所提降噪方法的有效性。降噪前后锚杆钻车姿态初始化结果对比由表 7 所示。由表可知，本研究所提降噪方法将俯仰角误差从 0.033° 降到 0.006°，减少了 81.818%；航向角误差从 0.382° 降到 0.046°，减少了 87.958%。此外，横滚角对噪声的抗干扰能力较强，误差约 0.001°，降噪后横滚角误差被消除。

表 7 降噪前后锚杆钻车姿态初始化结果对比

Tab.7 Comparison of the attitude initialization results of the bolting jumbo before and after denoising			
(°)			
测量方法	初始姿态		
	横滚角	俯仰角	航向角
静态测量	0.012	0.313	177.674
实际测量	0.011	0.346	177.292
本研究方法	0.012	0.319	177.628

4 结 论

1) 为提升惯性测量准确性和惯性初始化的可靠性，提出一种基于噪声敏感先验的改进 VMD 惯

导异构信号降噪模型,探究了捷联式惯导异构信号的噪声敏感差异性和多源噪声作用规律,为异构信号同步降噪提供新思路。

2) 根据异构信号噪声敏感先验和最大峭度变化,构建惯导信号双分解层和能量波动模型,自适应完成异构信号的同步最佳分解。与分解基准方法CEEMD和ICEEMDAN相比,提高了噪声干扰频段的分解分辨率。同时,本研究拟合模态筛选参数——联合相关系数 P ,兼顾加速度计和陀螺仪噪声敏感差异,实现了异构信号的同步重构。

3) 搭建惯导异构信号降噪测试平台,对比测量信号信噪比和姿态初始化结果。实验结果表明,与实际惯性测量相比,降噪后的角速度和加速度的信噪比均提升86%以上。此外,增强了煤矿用锚杆钻车姿态初始化的抗干扰能力,俯仰角误差减少了81.818%,航向角误差减少了87.958%,并消除了横滚角误差。

参 考 文 献

- [1] 王国法,王虹,任怀伟,等.智慧煤矿2025情景目标和发展路径[J].煤炭学报,2018,43(2):295-305.
WANG Guofa, WANG Hong, REN Huaiwei, et al. 2025 scenarios and development path of intelligent coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 295-305.(in Chinese)
- [2] 司垒,王忠宾,谭超,等.基于差分式惯性传感组件的采煤机位姿解算法[J].振动、测试与诊断,2021,41(2):220-227.
SI Lei, WANG Zhongbin, TAN Chao, et al. Position and attitude calculation algorithm of shearer based on differential inertial sensors[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2): 220-227.(in Chinese)
- [3] 李荣冰,刘建业,曾庆化,等.基于MEMS技术的微型惯性导航系统的发展现状[J].中国惯性技术学报,2004,12(6):88-94.
LI Rongbing, LIU Jianye, ZENG Qinghua, et al. Evolution of MEMS based micro inertial navigation systems [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2004, 12(6): 88-94.(in Chinese)
- [4] 姚志强,雷宏杰,宋汉文,等.激光捷联惯导振动耦合问题的精细建模[J].振动与冲击,2019,38(21):271-277.
YAO Zhiqiang, LEI Hongjie, SONG Hanwen, et al. Fine modeling for coupled vibration problem of laser strap-down inertial navigation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(21): 271-277.(in Chinese)
- [5] 刘彤,李晶,王美玲,等.角加速度信号自适应小波的去噪方法[J].振动、测试与诊断,2017,37(6):1149-1155.
LIU Tong, LI Jing, WANG Meiling, et al. Adaptive wavelet denoising method research for angular acceleration signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(6): 1149-1155.(in Chinese)
- [6] 陈光武,刘孝博,王迪,等.基于改进小波变换的MEMS陀螺信号去噪算法[J].电子与信息学报,2019,41(5):1025-1031.
CHEN Guangwu, LIU Xiaobo, WANG Di, et al. Denoising of MEMS gyroscope based on improved wavelet transform [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(5): 1025-1031.(in Chinese)
- [7] 杨菊花,刘洋,陈光武,等.基于改进EMD的微机械陀螺随机误差建模方法[J].仪器仪表学报,2019,40(12):196-204.
YANG Juhua, LIU Yang, CHEN Guangwu, et al. A modeling method for random error of micromechanical gyroscope based on the improved EMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 196-204.(in Chinese)
- [8] 范文健,毛万鑫,吴疆.车辆加速度信号的EMD和IIR滤波联合降噪方法[J].振动与冲击,2021,40(20):307-312.
FAN Wenjian, MAO Wanxin, WU Jiang. Combined denoising method of vehicle acceleration signal based on EMD and IIR filtering [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 307-312.(in Chinese)
- [9] 张明,曾庆军,睦翔,等.基于CEEMD的水下机器人MEMS陀螺降噪方法[J].传感技术学报,2014(12):1622-1626.
ZHANG Ming, ZENG Qingjun, SUI Xiang, et al. Denoising method of MEMS gyro of an underwater vehicle based on CEEMD [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014(12): 1622-1626.(in Chinese)
- [10] 李剑,汪立新,李文华.基于模态分解多尺度熵的机械陀螺仪降噪方法[J].北京航空航天大学学报,2023,49(10):2835-2840.
LI Jian, WANG Lixin, LI Wenhua. MEMS gyro scope noise reduction method based on model decomposition multi-scale entropy [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(10): 2835-2840.(in Chinese)
- [11] 黄国峰,庄学彬,谢礼伟,等.基于CEEMDAN-WP-SG的MEMS陀螺仪去噪算法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(4):106-113.
HUANG Guofeng, ZHUANG Xuebin, XIE Liwei, et al. MEMS gyroscope denoising algorithm based on

- CEEMDAN-WP-SG[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2022, 36(4): 106-113.(in Chinese)
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 赵昕海, 张术臣, 李志深, 等. 基于VMD的故障特征信号提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1): 11-19.
ZHAO Xinhai, ZHANG Shuchen, LI Zhishen, et al. Application of new denoising method based on VMD in fault feature extraction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 11-19.(in Chinese)
- [14] 芦竹茂, 白洋, 黄纯德, 等. 变分模态分解组合广义形态滤波器的MEMS陀螺仪去噪方法[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(3): 509-515.
LU Zhumao, BAI Yang, HUANG Chunde, et al. Denoising method of MEMS gyroscope based on variational mode decomposition combined generalized morphological filter[J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(3): 509-515.(in Chinese)
- [15] 陈龙, 史文库, 陈志勇, 等. 基于小波-VMD联合降噪的传动系扭振信号分析[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(4): 703-709.
CHEN Long, SHI Wenku, CHEN Zhiyong, et al. Analysis of torsional vibration signal of transmission system based on wavelet-VMD joint denoising[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4): 703-709.(in Chinese)
- [16] 吴文轩, 王志坚, 张纪平, 等. 基于峭度的VMD分解中k值的确定方法研究[J]. 机械传动, 2018, 42(8): 153-157.
WU Wenxuan, WANG Zhijian, ZHANG Jiping, et al. Research of the method of determining k value in VMD based on kurtosis[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(8): 153-157.(in Chinese)
- [17] 宋宏智, 李秀杰, 邱战国, 等. 基于改进VMD的高速动车组轴箱轴承故障识别方法[J]. 中国铁道科学, 2023, 44(3): 146-154.
SONG Hongzhi, LI Xiujie, QIU Zhanguo, et al. Fault identification method of axle box bearing of high-speed EMUs based on improved VMD[J]. China Railway Science, 2023, 44(3): 146-154.(in Chinese)
- [18] 王奉涛, 柳晨曦, 张涛, 等. 基于k值优化VMD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(3): 540-547.
WANG Fengtao, LIU Chenxi, ZHANG Tao, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on k-value optimized VMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 540-547.(in Chinese)
- [19] 陈光武, 李少远, 李文元, 等. 基于递推最小二乘与互补滤波的姿态估计[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(7): 1096-1103.
CHEN Guangwu, LI Shaoyuan, LI Wenyuan, et al. Attitude estimation based on recursive least square and complementary filtering[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(7): 1096-1103.(in Chinese)
- [20] 邹哲强, 庄捷, 屈世甲. 煤矿井下中低频段电磁干扰测量与分析[J]. 工矿自动化, 2013, 39(5): 1-5.
ZOU Zheqiang, ZHUANG Jie, QU Shijia. Measurement and analysis of underground electromagnetic interference of medium and low frequency band[J]. Journal of Mine Automation, 2013, 39(5): 1-5.(in Chinese)
- [21] WANG E, HE X, LIU X, et al. Comprehensive monitoring technique based on electromagnetic radiation and its applications to mine pressure[J]. Safety Science, 2012, 50(4): 885-893.
- [22] 毛清华, 安炎基, 马宏伟, 等. 煤矿掘进装备光纤惯导多源异构噪声降噪方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(2): 390-399.
MAO Qinghua, AN Yanji, MA Hongwei, et al. Study on noise reduction method of multiple heterogeneous noise of optical fiber in-ertial navigation for coal mine excavation equipment[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(2): 390-399.(in Chinese)
- [23] 李奕宁, 陈经跃, 张伟, 等. 轴向柱塞泵振动噪声诊断分析与研究[J]. 机床与液压, 2019, 47(19): 190-195.
LI Yining, CHEN Jingyue, ZHANG Wei, et al. Research and diagnosis analysis of vibration noise of axial piston pump[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(19): 190-195.(in Chinese)



第一作者简介:刘宇,男,1993年9月生,博士。主要研究方向为煤机装备多传感器融合定位。曾发表《RRR-MF: time-domain feature reconstruction of road roughness in front of anchor machine via multimodal fusion》(《Measurement》2022, Vol.199)等论文。
E-mail: liuyu0018@link.tyut.edu.cn

通信作者简介:陈龙,男,1990年12月生,博士、讲师。主要研究方向为煤机装备智能化、车辆系统动力学与控制。
E-mail: cl8450@163.com