

# 基于 ISGMD-VMD 的弹体冲击信号深度降噪方法\*

牟宗磊<sup>1</sup>, 牟文静<sup>1</sup>, 王卫华<sup>2</sup>, 郑显明<sup>3</sup>, 薛一江<sup>2</sup>

(1. 山东科技大学电气与自动化工程学院 青岛, 266590)

(2. 北京理工大学爆炸科学与安全防护全国重点实验室 北京, 100081)

(3. 青岛考玛电子设备有限公司 青岛, 266590)

**摘要** 针对弹载记录仪工作环境恶劣、实测冲击信号频率成分复杂及信噪比低而造成有效信号提取困难等问题, 将改进辛几何模态分解 (improved Symplectic geometry mode decomposition, 简称 ISGMD) 与变分模态分解 (variational modal decomposition, 简称 VMD) 相结合, 提出一种弹体冲击信号深度降噪方法。首先, 对冲击信号进行初步奇异值分解, 并基于修正余弦相似度的约束条件和决定系数的终止条件, 将分解分量重构为独立的叠加辛几何分量; 其次, 基于样本熵-皮尔逊相关系数对叠加辛几何分量进行筛选分类; 然后, 对筛选后的含噪有效分量进行 VMD 深度分解, 并与其分量重构以实现弹体冲击信号的深度降噪; 最后, 基于该方法对实测试验数据进行了深度降噪性能验证。结果表明, 相比于其他方法, ISGMD-VMD 可使信噪比提高 1~1.25 倍, 结构相似性提高 1~1.3 倍, 为弹体优化设计和侵彻性能研究提供了数据支撑。

**关键词** 冲击信号; 改进辛几何模态分解; 修正余弦相似度; 弹载记录仪; 变分模态分解; 深度降噪

**中图分类号** TH824; TN911

## 引言

弹载记录仪主要用于采集弹体在发射和飞行过程中的动态参数, 如加速度、姿态、距离及角度等, 这些参数对研究弹体发射的姿态、弹道偏差等起着非常关键的作用<sup>[1]</sup>。弹载记录仪所处环境复杂恶劣, 易受到强烈的振动和高温等因素干扰, 导致采集的动态信号存在大量噪声, 难以提取真实信号以进行后续处理与分析<sup>[2]</sup>。因此, 为保证弹体动态参数测试信号的准确性和可靠性, 对信号进行降噪处理十分必要。

弹载记录仪采集的冲击信号属于典型的非平稳信号, 目前针对这类信号的降噪方法主要采用经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD)、小波阈值和互补集合经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD)、自适应噪声完备集合经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, 简称 CEEMDAN) 等算法<sup>[2-3]</sup>。在冲击信号降噪研究领域, 任勇峰等<sup>[3]</sup>采用小波分析对高过载加速度信号进行分析处理, 得到侵彻过程中的各种频率成分以及侵彻加速度信号的特征, 提出一种有效获取动态参数的数据处理方法。

王海霞<sup>[4]</sup>通过 EMD-自相关算法对自由振动的加速度信号进行处理, 提取出振动模态信息, 为优化记录仪结构、提高记录仪抗冲击可靠性等提供了参考。Bai 等<sup>[5]</sup>在解决加速度信号的降噪问题时, 基于郝慧艳等<sup>[6]</sup>提出的经验模态分解方法, 提出一种集成经验模态分解和小波变换相联合的滤波方法。岳振华等<sup>[7]</sup>在对弹丸侵彻靶板的加速度信号进行测试和处理时, 基于联合频谱分析和模态分析方法对实测信号进行滤波, 获得了真实加速度信号。上述研究揭示了信号处理方法对实测冲击信号降噪的有效性<sup>[8]</sup>。

辛几何模态分解 (SGMD) 是一种新的时间序列分解方法, 其核心是通过辛几何相似变换获得辛几何框架下的特征值和特征向量, 利用哈密顿矩阵重建单分量信号, 即辛几何分量 (Symplectic geometry components, 简称 SGCs)<sup>[9]</sup>。该方法具有较强的抗噪能力, 并且无需定义主观参数, 但其同时也存在以下不足<sup>[10]</sup>: ①构造轨迹矩阵时, 无法自适应选择嵌入维数; ②使用频率相似性和分量相关性来重构初始分量矩阵时, 没有给出具体的衡量标准和详细的分组过程, 易导致分解后的分量数目过多, 难以筛选有效信息。针对第 1 点, 潘海洋<sup>[11]</sup>采用功率谱密度

\* 军工横向科研资助项目 (02040093908)

收稿日期: 2023-11-23; 修回日期: 2024-02-22

(power spectral density, 简称 PSD) 自适应选择嵌入维数, 避免人为选择的不确定性。针对第 2 点, 本研究提出一种改进辛几何模态分解方法, 将修正余弦相似度作为约束条件, 决定系数作为终止条件, 将分解后的分量重构为更正交的 SGCs 分量, 减少了分量数目, 从而提高了分解效果。另外, 冲击信号中噪声复杂, 信噪比低, 依托单一的方法降噪效果并不稳定<sup>[2]</sup>。

笔者提出一种基于 ISGMD-VMD 的弹体冲击信号深度降噪方法。首先, 将修正余弦相似度作为约束条件对初始分解分量进行重组, 采用决定系数作为分解终止条件用于约束过分解问题, 将初始分量重构为独立的叠加辛几何分量; 其次, 根据样本熵 (sample entropy, 简称 SE)-皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient, 简称 PCCs) 将分量分为有用分量、含噪有效分量和无用分量, 并针对含噪有效分量采用 VMD 进行深度分解; 最后, 将处理后的分量重构, 以提高整体信号的鲁棒性。实测试验数据处理结果表明, ISGMD-VMD 方法在弹体冲击信号深度降噪中具有可行性和先进性。

## 1 理论基础

### 1.1 改进的辛几何模态分解

ISGMD 方法首先对原始冲击信号进行相空间重构确定轨迹矩阵, 再通过奇异值分解 (singular value decomposition, 简称 SVD) 求解哈密顿矩阵的特征值, 构造辛几何正交矩阵, 最后执行对角平均化, 并基于修正余弦相似度的约束条件和决定系数的终止条件重建初始分量, 以获得独立的叠加辛几何分量。与传统的 SGMD 方法不同, ISGMD 采用修正余弦相似度和决定系数对分量进行合并重构, 提高了分解效率, 缓解了 SGMD 方法的过分解问题。ISGMD 方法流程如图 1 所示。

ISGMD<sup>[12-13]</sup> 分解的具体实现步骤如下。

1) 相空间重构。假设弹体冲击信号时间序列为  $x = x_1, x_2, \dots, x_n$ , 根据 Takens 嵌入定理, 弹体冲击信号通过相空间重构得到对应的轨迹矩阵  $X$ , 即

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ \vdots & & \vdots \\ x_m & \cdots & x_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:  $d$  为嵌入维度;  $\tau$  为延迟时间;  $m = n - (d - 1)\tau$ 。

采用文献<sup>[13]</sup>中对于嵌入维度和延迟时间的参数选择方法, 计算弹体冲击信号  $x$  的功率谱密度并

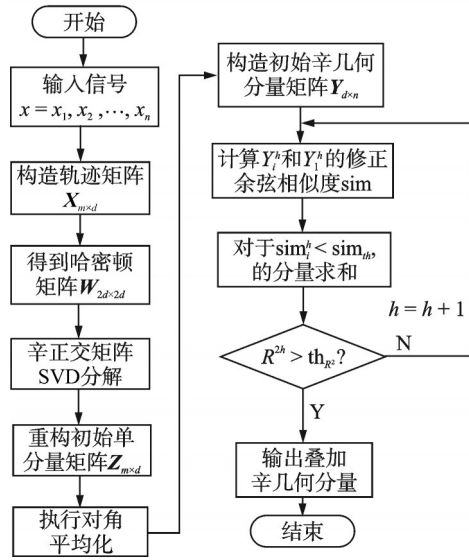


图 1 ISGMD 方法流程图

Fig.1 The flowchart of the ISGMD method

找出在信号达到最大峰值时的频率  $f_{\max}$ 。

2) 辛正交矩阵 SVD 分解。根据轨迹矩阵  $X$  推导计算弹体冲击信号的哈密顿矩阵  $W$ , 有

$$W = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & -A^T \end{bmatrix}^2 \quad (2)$$

其中: 协方差矩阵  $A = X^T X$ 。

辛正交矩阵  $Q$  的构造公式为

$$Q^T W Q = \begin{bmatrix} B & R \\ 0 & B^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中:  $B$  为上三角矩阵, 其特征值分别为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ ; 矩阵  $A$  的特征值为  $\sigma_i, \sigma_i = \sqrt{\lambda_i}, i = 1, 2, \dots, d$ ;  $Q$  为矩阵  $A$  对于  $\sigma_i$  的特征向量。

通过辛几何相似变换, 根据矩阵的性质, 用矩阵  $Q$  代替 SVD 分解中的矩阵  $U$  和  $V$ , 通过  $Q$  对弹体冲击信号进行重构得到初始分量矩阵  $Z$ , 有

$$Z = Q_i Q_i^T X^T \quad (4)$$

3) 对角平均化。将初始分量矩阵  $Z$  中的元素定义为  $z_{ij}$ , 令  $d^* = \min(m, d), m^* = \max(m, d), n = m + (d - 1)\tau$ , 有

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p, k-p+1}^* & (1 \leq k \leq d^*) \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p, k-p+1}^* & (d^* < k \leq m^*) \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p, k-p+1}^* & (m^* < k < n) \end{cases} \quad (5)$$

通过对角平均化, 矩阵  $Z_i$  可以转化为新的冲击信号时间序列  $Y_i$ 。因此, 可以将信号分解为具有不同趋势和频带的  $d$  组分量, 即  $Y = Y_1, Y_2, \dots, Y_d$ 。

4) 分量重组。文献[11]使用频率相似性和分量相关性来重构分量,但原始弹体冲击信号分解的  $d$  组初始分量并不是完全独立,不同分量之间可能具有相同的周期或者频率。因此,本研究引入修正余弦相似度将一些具有相同特征的分量进行重构,可以更准确地衡量分量之间的相似程度,提高模态分解的准确性和可靠性。笔者采用修正余弦相似度对弹体冲击信号时间序列  $Y$  进行重构,即

$$\text{sim} = \frac{\sum_{c \in Y_{ij}} (Y_{i,c} - \bar{Y}_i)(Y_{j,c} - \bar{Y}_j)}{\sqrt{\sum_{c \in Y_{ij}} (Y_{i,c} - \bar{Y}_i)^2} \sqrt{\sum_{c \in Y_{ij}} (Y_{j,c} - \bar{Y}_j)^2}} \quad (6)$$

其中:  $\text{sim}$  为分量之间的相似性;  $Y$  为冲击信号时间序列; 下标  $i$  和  $j$  为第  $i$  或第  $j$  个分量;  $c \in Y_{ij}$ , 为  $Y_i$  和  $Y_j$  的集合。

对于  $d$  组初始单分量,首先计算第 1 个初始单分量  $Y_1$  与其余分量  $Y_i (i \neq 1)$  的修正余弦相似度,对于  $\text{sim}_i < \text{sim}_{th}$  的分量求和,得到第 1 个分量  $\text{SGC}_1$ ,其中  $\text{sim}_{th}$  为可接受的最低修正余弦相似度的阈值[11];其次,将组成  $\text{SGC}_1$  的初始单分量信号移除,对剩余分量求和,记为  $G^1$ ;最后,在剩余初始单分量中重复分组过程,其终止条件设置为

$$R^{2h} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n G^h(t)}{\sum_{t=1}^n x(t)} > \text{th}_{R^2} \quad (7)$$

其中:  $R^{2h}$  为决定系数;  $h$  为迭代次数;  $\text{th}_{R^2}$  为分组过程中的阈值[14]。

分解终止时的表达式可以表示为

$$x(n) = \sum_{h=1}^N \text{SGC}^h(n) + G^{(N+1)}(n) \quad (8)$$

其中:  $N$  为得到辛几何分量的数目。

## 1.2 变分模态分解技术

VMD[15]是一种自适应、非递归的模态变分信号处理方法,其基本步骤如下。

首先,将含噪冲击信号分量  $f(t)$  分解为  $K$  个子分量,保证分解序列为具有中心频率的有限带宽的模态分量,则 VMD 约束变分模型为

$$\min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_k u_k = f \quad (9)$$

其中:  $u_k(t)$  为含噪冲击分量经 VMD 分解得到的  $K$  个子分量;  $\omega_k$  为各子分量对应的中心频率。

VMD 在处理含噪冲击信号时,为得到最优的

子分量  $u_k(t)$  和中心频率  $\omega_k$ ,使用麻雀算法对 VMD 中的二次惩罚系数  $\alpha$  和 Lagrange 乘法算子进行参数寻优,更准确地找到最佳参数组合,最大程度地提高 VMD 在处理含噪冲击信号时的性能,将其转化为非约束性变分优化问题[16-17]。 $u_k$  和  $\omega_k$  的迭代式为

$$\begin{cases} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \lambda(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \end{cases} \quad (10)$$

VMD 分解后,含噪冲击信号  $f(t)$  和重构信号  $\hat{f}(t)$  可表示为

$$\begin{cases} f(t) = \sum_{k=1}^K u_k + u_r = \sum_{k=1}^K \text{IMF}_k + u_r \\ \hat{f}(t) = \sum_{k=1}^K \text{IMF}_k \end{cases} \quad (11)$$

## 2 基于 ISGMD-VMD 的深度降噪方法

### 2.1 ISGMD-VMD 深度降噪步骤

1) 将原始冲击信号进行 ISGMD 分解,得到 1 组  $\text{SGCs}$  分量;

2) 采用 SE-PCCs 指标对  $\text{SGCs}$  分量进行评价,筛选出 3 类  $\text{SGCs}$  分量;

3) 对含噪真实分量采用 VMD 深度分解方法进一步降噪处理,得到降噪后的分量;

4) 计算本征模函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)分量的相关系数,确定高相关分量和无用分量;

5) 对真实分量和 VMD 深度降噪后的分量进行重构,得到降噪后的冲击信号。

通过这种方法,可有效地去除信号中的噪声,使冲击信号更加清晰、可靠,从而提高信号特征分析的准确性和可靠性。笔者所提 ISGMD-VMD 方法流程如图 2 所示。

### 2.2 SE-PCCs 指标评价

信号的降噪效果往往受到各个分量的影响,当前多数信号分解方法仅基于相关系数进行相关性评价,忽略了低相关分量中的真实信号成分,导致有用分量被错误地滤除[18-19]。为了更有效地区分各个分量之间的差异,最大程度地保留信号的完整性,笔者提出了一种新的分量评价方法,其结合了 SE 和

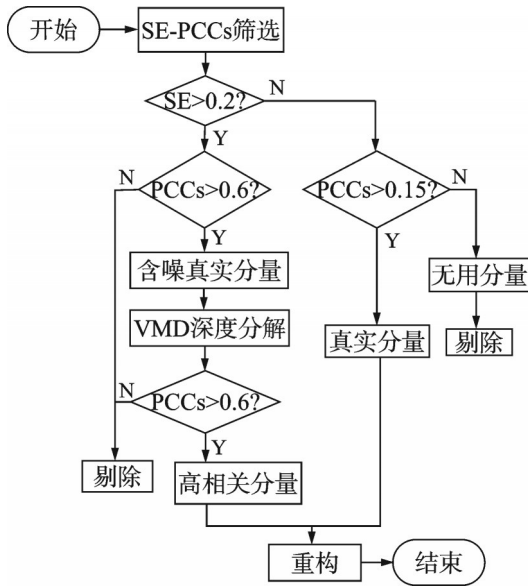


图 2 ISGMD-VMD 方法流程图

Fig.2 The flowchart of the ISGMD-VMD method

PCCs, 分别用于判断分量的复杂度和相关性。通过这种方法能够减少主观因素对分量筛选的影响, 提高降噪效果<sup>[17,19-20]</sup>。针对冲击信号, 选定  $SE < 0.2$ 、 $PCCs > 0.15$  时的 SGCs 分量为包含真实信号的分解分量, 具体步骤如下。

1) 计算样本熵 SE

$$SE(m, r, N) = -\ln \left[ \frac{A^{m+1}(r)}{A^m(r)} \right] \quad (12)$$

其中:  $m$  为嵌入维度;  $r$  为相似容限,  $A^m(r)$  为在  $m$  维度上时间序列的间距小于  $r$  的个数总和。

2) 计算皮尔逊相关系数 PCCs

$$PCCs = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (13)$$

其中:  $\text{cov}(X, Y)$  为变量  $X$  和  $Y$  的协方差;  $\sigma_X, \sigma_Y$  为变量  $X$  和  $Y$  的标准差。

3) 结合 SE 和 PCCs 进行分量, 筛选出真实分量、含噪真实分量和无用分量。

### 3 算法仿真验证

为了验证 ISGMD-VMD 的降噪效果, 结合真实信号的特性, 构造一个噪声仿真信号进行验证。设仿真信号  $x(t)$  由 2 个分量叠加而成, 即

$$\begin{cases} x_1(t) = 70e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \\ x_2(t) = 0.5\cos(50\pi t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + n(t) \end{cases} \quad (14)$$

其中:  $x(t)$  由高斯函数和余弦分量组成;  $\mu$  为均值;  $\sigma$  为标准差。

为了模拟含噪信号, 在有用信号  $x(t)$  中添加噪声  $n(t)$ , 信噪比为 2 dB。仿真信号时域波形如图 3 所示。

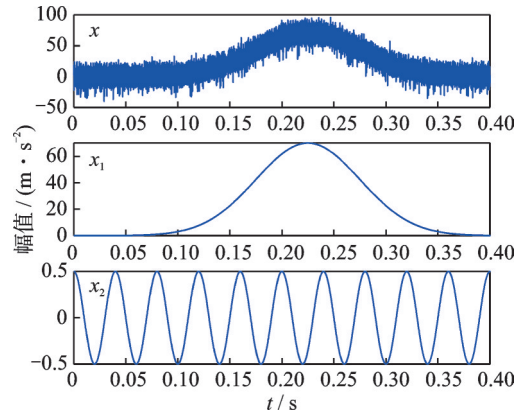


图 3 仿真信号时域波形

Fig.3 The time domain waveform of the simulated signals

在实际应用中, 需要对不同算法处理含噪信号的效果进行评估, 以衡量算法的效果和准确性。笔者引入 2 种常用的评估指标, 即信噪比与结构相似性。信噪比 (signal-to-noise ratio, 简称 SNR) 计算公式为

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^n X(i)^2}{\sum_{i=1}^n [X(i) - Y(i)]^2} \quad (15)$$

结构相似性 (structural similarity index measure, 简称 SSIM) 计算公式为

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (16)$$

其中:  $X_i$  为原始信号;  $Y_i$  为降噪后的信号;  $n$  为序列长度;  $\mu$  为信号的平均值;  $\sigma$  为信号的协方差;  $\sigma^2$  为信号的方差;  $c_1, c_2$  为用于维持稳定的常数, 以避免出现除零的情况。

$SNR$ <sup>[15]</sup> 越大, 说明信号中噪声的含量越低;  $SSIM$ <sup>[18]</sup> 越接近 1, 说明原始信号和去噪后信号之间的差异越小, 去噪效果越好。

为了验证 ISGMD-VMD 方法的有效性, 分别采用 SGMD-VMD、CEEMDAN 对  $x(t)$  的分解效果进行对比分析。仿真信号 CEEMDAN、ISGMD 和 SGMD 分解结果分别如图 4~6 所示。

由图可以看出: ISGMD 分解结果中的前几个分量与 SGMD 的分解结果相似, 但 ISGMD 仅分解出了 9 个分量, 在分解时更加聚焦于信号和噪声的分离; SGMD 将信号分解出 80 个分量, 虽然同样将信号与噪声分离开了, 但从分解结果来看, 分量

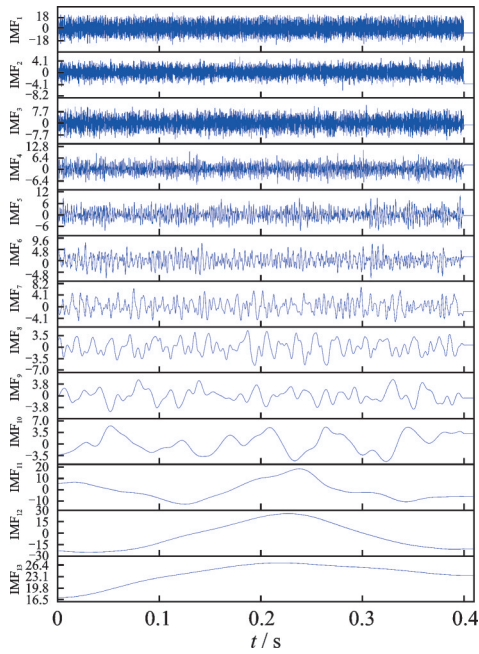


图4 仿真信号CEEMDAN分解结果

Fig.4 The decomposition results of the CEEMDAN for the simulated signals

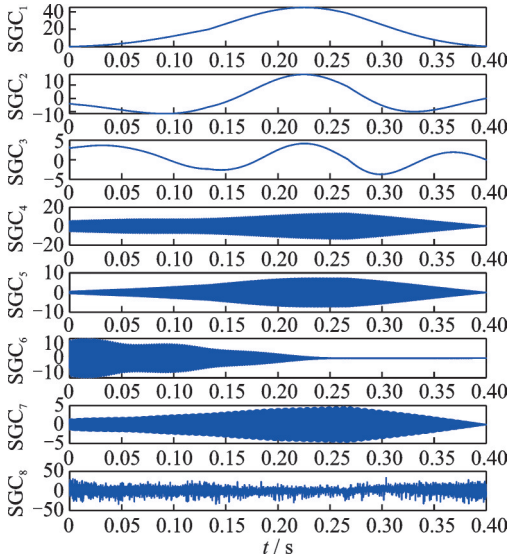


图5 仿真信号ISGMD分解结果

Fig.5 The decomposition results of the ISGMD for the simulated signals

SGC<sub>75</sub>、SGC<sub>76</sub>和SGC<sub>77</sub>非常相似,存在过分解的现象,易造成有用信号的丢失;由于噪声的存在以及本身的特性,导致CEEMDAN的分解结果不够清晰和准确,出现了模态混叠现象。此外,CEEMDAN对参数的选择也相当敏感,不同的参数选择会影响分解结果的质量。

为防止有用信号的丢失,对ISGMD分解出的分量进行SE-PCCs,筛选出含噪分量。通过SE计算SGCs分量的复杂度,利用PCCs判断SGCs分量

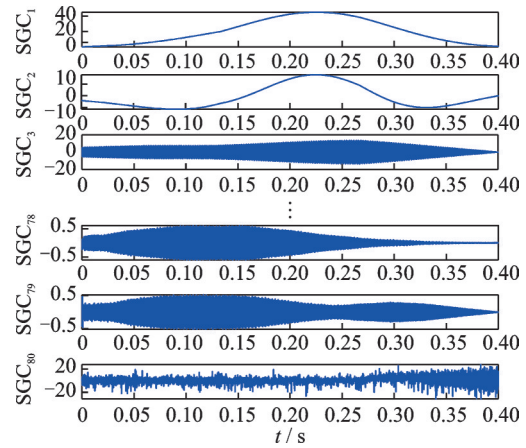


图6 仿真信号SGMD分解结果

Fig.6 The decomposition results of the SGMD for the simulated signals

与原始信号的相关性<sup>[18-20]</sup>。仿真信号SGCs分量评价结果见表1。

表1 仿真信号SGCs分量评价结果

Tab.1 The evaluation results of SGCs components for the simulated signals

分量	PCCs	SE
SGC <sub>1</sub>	0.86	0.004 34
SGC <sub>2</sub>	0.84	0.005 69
SGC <sub>3</sub>	0.27	0.013 00
SGC <sub>4</sub>	0.11	0.182 30
SGC <sub>5</sub>	0.14	0.421 30
SGC <sub>6</sub>	0.16	0.017 20
SGC <sub>7</sub>	0.09	0.531 10
SGC <sub>8</sub>	0.35	2.326 00

通过计算SGC<sub>1</sub>~SGC<sub>8</sub>的SE-PCCs,将仿真信号分解为有效信号分量、无用信号分量和需进一步分解的含噪分量,针对含噪分量作VMD深度分解,并将处理后的信号与有效信号重构。仿真信号降噪前后对比如图7所示。可以看出,ISGMD、SGMD处

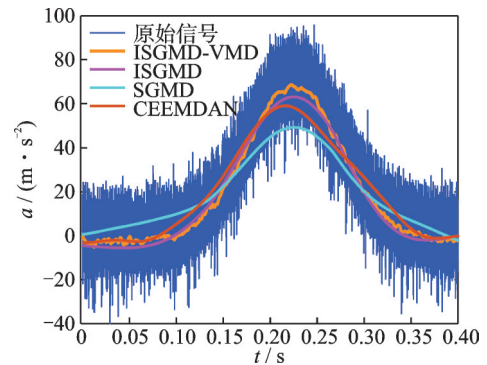


图7 仿真信号降噪前后对比

Fig.7 The comparison of the simulated signals before and after noise reduction

理后的信号更为平滑,但也损失了一部分有用信号。为更好地验证 ISGMD-VMD 的降噪效果,对比 5 种方法的 SNR 和 SSIM。不同方法的降噪效果对比见表 2。由表可见,针对含噪信号,ISGMD-VMD 可以实现有用信号和噪声的分离,相比其他 3 种方法,其信噪比和结构相似性更高,具有一定的噪声鲁棒性。

表 2 不同方法的降噪效果对比  
Tab.2 Comparison of noise reduction by different methods

分解方法	SNR	SSIM
ISGMD-VMD	22.946 3	0.999 7
ISGMD	20.448 5	0.998 9
SGMD-VMD	18.669 5	0.997 1
SGMD	17.842 4	0.990 9
CEEMDAN	14.893 0	0.991 6

## 4 试验数据分析

### 4.1 弹体冲击试验及信号采集

为了研究真实的弹体冲击情况,更好地分析武器性能,搭建了试验测试平台,通过高压氮气推动弹体运动,采用图 8 所示的弹载记录仪来记录试验弹体的冲击信号。靶场实测试验现场如图 9 所示。

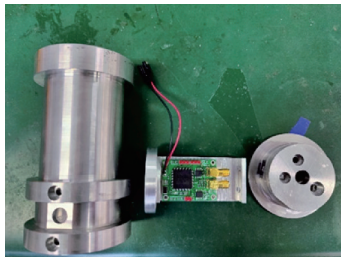


图 8 弹载记录仪

Fig.8 Missile-borne recorder



图 9 靶场实测试验现场

Fig.9 The range of measured test site

### 4.2 弹体冲击信号分析

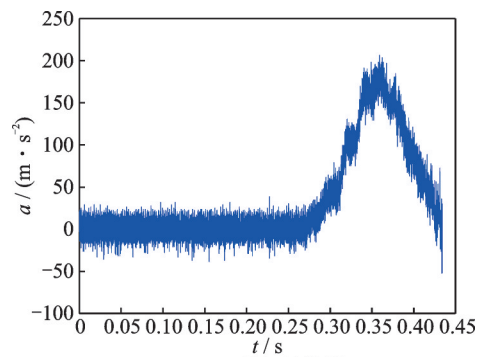
为了验证 ISGMD-VMD 降噪方法的有效性,采用本研究方法对某次实测试验不同工况下的测试数据进行处理。冲击试验的 5 种工况见表 3。

表 3 冲击试验的 5 种工况

Tab.3 Impact test under 5 working conditions

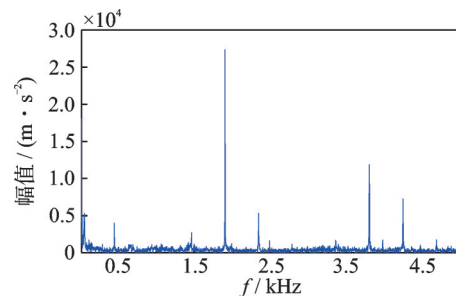
工况	弹体质量/kg	初始压力/MPa	发射角度/(°)
1	60	0.4	80
2	75	0.5	80
3	75	0.6	80
4	90	0.3	80
5	105	0.8	80

为了研究整个降噪过程,随机抽取工况 1、5 的试验数据为例,其冲击试验加速度信号如图 10 所示。



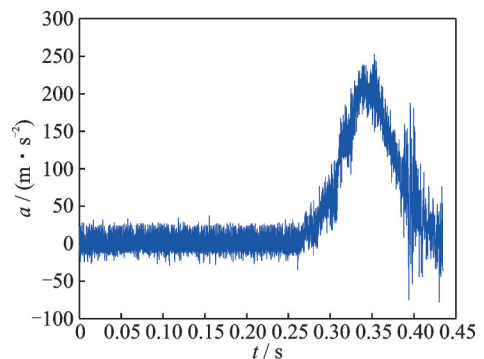
(a) 工况1时域图

(a) Time-domain diagram of condition 1



(b) 工况1频域图

(b) Spectral diagram of condition 1



(c) 工况5时域图

(c) Time-domain diagram of condition 5

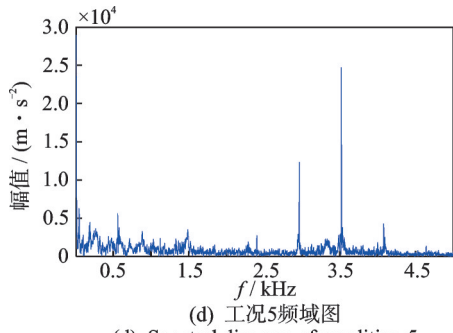


图10 冲击试验加速度信号

Fig.10 The acceleration signal of impact test

由图10可以看出,冲击过程中有效信号幅值基本集中在0.25~0.4 s时间段。工况1在2 kHz左右、工况5在3.5 kHz左右幅值最大,为了确定这2种工况中幅值最大的频率成分是否代表主要的频率特征,对2种工况进行简单的低通滤波。低通滤波后信号对比如图11所示。

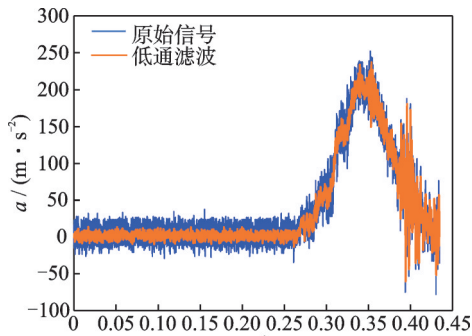
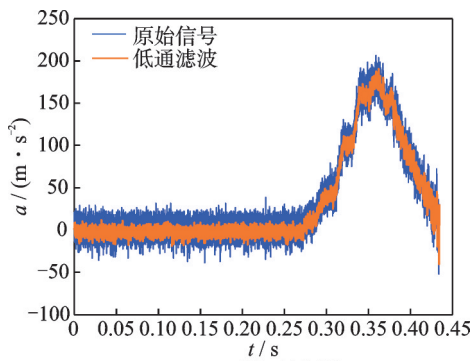


图11 低通滤波后信号对比图

Fig.11 Comparison diagram of the signal after low-pass filtering

由图11可知,滤去工况中幅值最高处后,冲击有效信号仍然存在,并未有大幅度衰减。由于冲击信号受噪声干扰较为显著,难以捕获准确的冲击数据,简单的低通滤波不足以有效去除噪声等不需要

的成分,易导致信号失真。因此,采用ISGMD-VMD进行处理,以优化信号质量和准确性。以工况5为例,对冲击信号使用ISGMD分解,信号被分解为7个SGCs分量。试验信号CEEMDAN和ISGMD分解结果分别如图12、13所示。

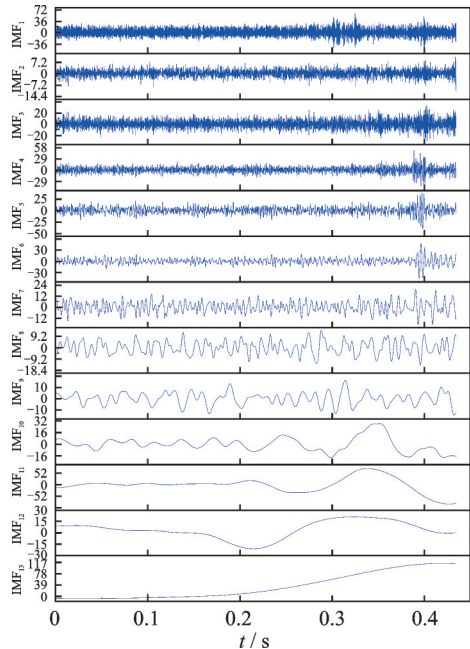


图12 试验信号CEEMDAN分解结果

Fig.12 The decomposition results of the CEEMDAN for test signals

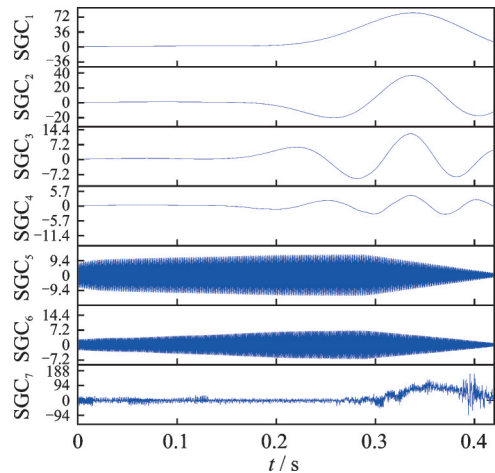


图13 试验信号ISGMD分解结果

Fig.13 The decomposition results of the ISGMD for test signals

由图13可以看出,ISGMD方法可以将有用信号和含噪信号有效分离,分解得到的分量SGC<sub>1</sub>~SGC<sub>4</sub>基本不受噪声的干扰,具有优异的分解性能。图12中CEEMDAN在信号分解过程中发生了模态混叠现象,分解效果不及ISGMD方法。

为准确区分真实信号、含噪有效信号和无用信

号,结合 SE-PCCs 对 SGCs 分量进行准确评价。根据 SE-PCCs 筛选原则<sup>[17,19-20]</sup>并结合信号实际情况,认定  $SE < 0.2$ 、 $PCCs > 0.15$  的 SGCs 分量为包含真实信号成分的模态分量。ISGMD 分解得到的试验信号 SGCs 分量评价结果见表 4。

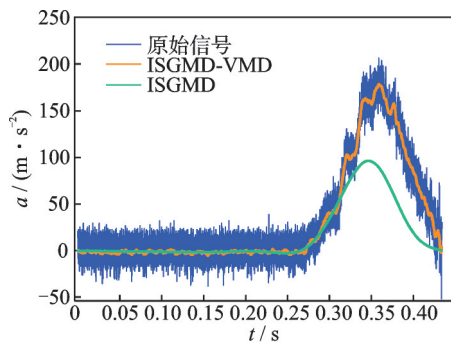
表 4 试验信号 SGCs 分量评价结果

Tab.4 Evaluation results of the SGCs component for the test signals

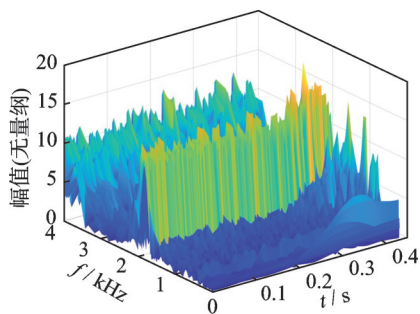
分量	SE	PCCs
SGC <sub>1</sub>	0.001 895 5	0.880 9
SGC <sub>2</sub>	0.004 897 5	0.722 0
SGC <sub>3</sub>	0.008 593 6	0.258 1
SGC <sub>4</sub>	0.013 842 0	0.159 7
SGC <sub>5</sub>	0.316 990 0	0.119 0
SGC <sub>6</sub>	0.148 000 0	0.060 5
SGC <sub>7</sub>	0.993 000 0	0.867 5

由表 4 可知:SGC<sub>1</sub>~SGC<sub>4</sub> 的相关系数均大于 0.15,且 SE 均小于 0.2,这表明这些分量在某种程度上被认为是与原信号相关的真实成分;分量 SGC<sub>5</sub> 的 SE 大于 0.2,SGC<sub>6</sub> 的 SE 小于 0.2,其 PCCs 均小于 0.15,这表明该分量包含了较少的有用信息;SGC<sub>7</sub> 的 SE 大于 0.5,PCCs 高达 0.8,这表明该分量仍包含部分原信号的真实成分。

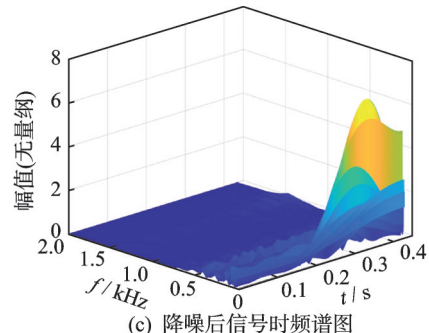
对含噪分量 SGC<sub>7</sub> 进行 VMD 细化分解,将 ISGMD 分解后的真实分量和 VMD 细化分解后的含噪分量进行重构。降噪后的工况 1 和工况 5 的冲击信号分别如图 14、15 所示。



(a) 降噪对比图  
(a) The noise reduction contrast figure



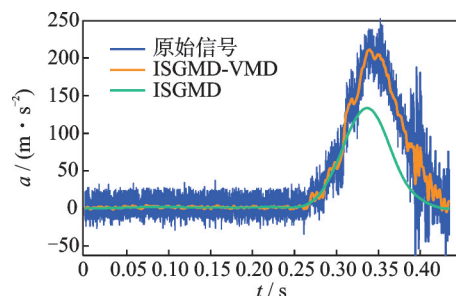
(b) 原始信号时频谱图  
(b) Original signal time spectrum diagram



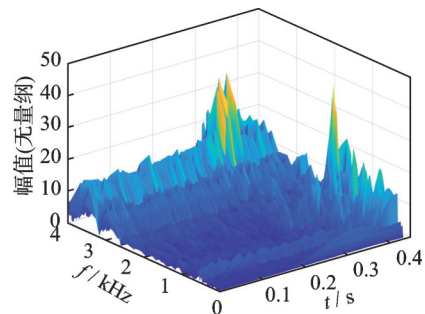
(c) 降噪后信号时频谱图  
(c) Time spectrum diagram of signal after noise reduction

图 14 工况 1 的冲击信号图

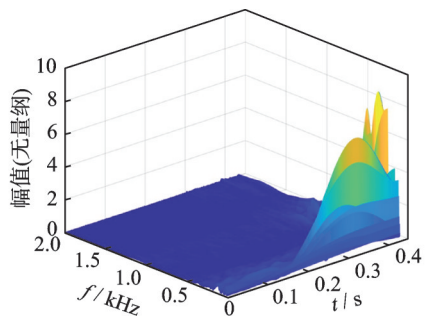
Fig.14 The diagram of the shock signal for condition 1



(a) 降噪对比图  
(a) The noise reduction contrast figure



(b) 原始信号时频谱图  
(b) Original signal time spectrum diagram



(c) 降噪后信号时频谱图  
(c) Time spectrum diagram of signal after noise reduction

图 15 工况 5 的冲击信号图

Fig.15 The diagram of the shock signal for condition 5

冲击信号主要集中在中低频段,噪声集中在高频段<sup>[19]</sup>。由图 14、15 可知:在 0~300 Hz 中低频范围内,ISGMD 对冲击信号保存效果较好;在高于 300 Hz 的频带,信号幅度降低,滤除了高频噪声。

### 4.3 降噪效果对比

为了进一步验证 ISGMD-VMD 方法的优越性,选择 SGMD-VMD、CEEMDAN 和小波阈值方法的去噪结果进行比较。5 组工况不同方法的 SNR 值和 SSIM 值分别如图 16、17 所示。

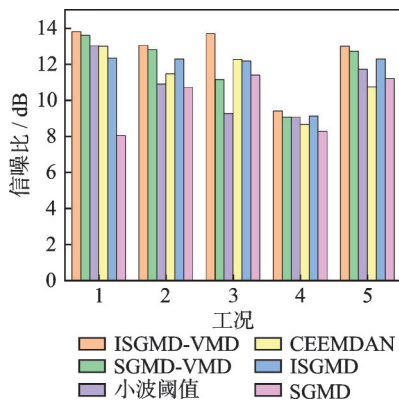


图 16 5 组工况不同方法的 SNR 值

Fig.16 The SNR values of different methods in 5 working conditions

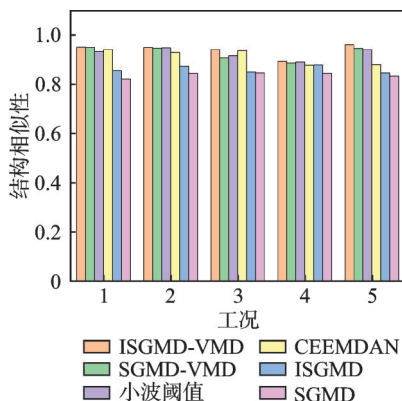


图 17 5 组工况不同方法的 SSIM 值

Fig.17 The SSIM values of different methods in 5 working conditions

本研究的弹体冲击信号主要集中在中低频段,由图 16、17 可以看出:相比于 SGMD-VMD、小波阈值和 CEEMDAN,ISGMD-VMD 信噪比提高了 1~1.25 倍,结构相似性提高了 1~1.3 倍。这说明 ISGMD-VMD 的鲁棒性更好,原始冲击信号和深度降噪后的输出信号之间的差异更小,有用信号成分丢失更少,取得了较好的降噪效果。

## 5 结论

1) 在 SGMD 的基础上引入了修正余弦相似度的约束条件和决定系数终止条件,描述了 ISGMD

具体的实现过程和衡量标准,将分解后的分量重构为更正交的 SGCs 分量,减少了分量数目,提高了分解效果。

2) 采用 VMD 对部分含噪有效信号进行深度分解并重构,最大程度地保留了真实有效的信号成分,并通过综合分析仿真信号和实测冲击信号,证明了 ISGMD-VMD 方法在去除噪声方面的优越性。

3) 试验结果表明,相比于 SGMD-VMD、小波阈值和 CEEMDAN 等方法,ISGMD-VMD 在信号降噪方面具有更好的效果,信噪比提高了 1~1.25 倍,结构相似性提高了 1~1.3 倍。

4) 所提方法有效降低了弹体冲击信号中的噪声干扰,提高了信号质量和准确性,可有效地捕捉信号的真实动态特征,为评估弹体爆炸侵彻的性能提供了数据支撑。

## 参 考 文 献

- [1] LI C Y, SUN P F. The research and implementation of airborne flight data recorder based on STM32[C]//In Proceedings of the International Industrial Informatics & Computer Engineering Conference. Online: Atlantis Press, 2015: 10-11.
- [2] 张德彪. 弹载记录仪动态测试系统动态性能评估及测试信号信噪比提升方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [3] 任勇峰, 王冰, 贾兴中. 高冲击弹载记录器侵彻加速度信号的分析与研究[J]. 电子器件, 2017, 40(4): 994-999.  
REN Yongfeng, WANG Bing, JIA Xingzhong. Analysis and research on the acceleration signal of high load missile borne recorder[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2017, 40(4): 994-999.(in Chinese)
- [4] 王海霞. 抗冲击弹载记录仪的设计与研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.
- [5] WENBIN B, KAI L, QINGQING G, et al. Analysis and design of piezoelectric sensor conditioning circuit [C]//2020 IEEE 4th International Conference on Frontiers of Sensors Technologies (ICFST). Shanghai, China: IEEE, 2020: 34-38.
- [6] 郝慧艳, 李晓峰, 孙运强, 等. 侵彻过程弹体结构响应频率特性的分析方法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(2): 307-310.  
HAO Huiyan, LI Xiaofeng, SUN Yunqiang, et al. Projectile structural response frequency characteristics analysis method in penetration process[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(2): 307-310.(in Chinese)

- [7] 岳振华, 岳凤英, 王恩怀, 等. 微型高冲击过载弹载数据记录仪的设计[J]. 中国测试, 2021, 47(12): 124-130.  
YUE Zhenhua, YUE Fengying, WANG Enhuai, et al. Design of micro high impact overload missile borne data recorder[J]. China Measurement & Testing Technology, 2021, 47(12): 124-130.(in Chinese)
- [8] 赵海峰, 张亚, 李世中, 等. 基于奇异值分解的侵彻过载信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 770-776.  
ZHAO Haifeng, ZHANG Ya, LI Shizhong, et al. Research of the penetration overload signals de-noising method based on singular value decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 770-776.(in Chinese)
- [9] ZHU J X, WANG G Y, HUANG Y, et al. A denoising method for ultrasonic testing of rubber composites based on improved Symplectic geometric mode decomposition[J]. Applied Acoustics, 2023, 209: 109428.
- [10] ZHANG X Y, LI C S, WANG X B, et al. A novel fault diagnosis procedure based on improved Symplectic geometry mode decomposition and optimized SVM[J]. Measurement, 2021, 173: 108644.
- [11] 潘海洋. 基于辛几何模态分解和支持矩阵机的机械故障诊断方法[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
- [12] 程正阳, 王荣吉, 潘海洋. 辛几何模态分解方法及其分解能力研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(13): 27-35.  
CHENG Zhengyang, WANG Rongji, PAN Haiyang. Symplectic geometry mode decomposition method and its decomposition ability[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13): 27-35.(in Chinese)
- [13] BONIZZ P, KAREL M, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition: a new time series decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4): 107-109.
- [14] 吴晓炯, 张宇, 高扬, 等. 基于Lasso回归模型分析烤烟原料烟气化学成分与感官评价指标的关系[J]. 烟草科技, 2023, 56(12): 49-57, 83.  
WU Xiaojiong, ZHANG Yu, GAO Yang, et al. Relationships between chemical components and sensory indexes of flue-cured tobacco based on Lasso regression model[J]. Tobacco Science & Technology, 2023, 56(12): 49-57, 83.(in Chinese)
- [15] 徐振洋, 莫宏毅, 包松, 等. 基于VMD-Teager的露天边坡爆破振动信号能量特征研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(7): 77-88, 105.  
XU Zhenyang, MO Hongyi, BAO Song, et al. Energy characteristics of blast vibration signals of open-pit slope based on VMD-Teager[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(7): 77-88, 105.(in Chinese)
- [16] 尹逊龙, 牟宗磊, 王友清. 基于DVMD降噪的旋转机械故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1324-1334.  
YIN Xunlong, MU Zonglei, WANG Youqing. Fault diagnosis of rotating machinery based on DVMD denoising[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(7): 1324-1334.(in Chinese)
- [17] 陈春俊, 周林春, 杨露. 基于平均自相关和优化VMD的轴箱轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(2): 231-239.  
CHEN Chunjun, ZHOU Linchun, YANG Lu. Axle box bearing fault diagnosis based on average autocorrelation and optimized VMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(2): 231-239.(in Chinese)
- [18] 彭亚雄, 刘广进, 苏莹, 等. 基于自适应VMD-MPE算法的矿山爆破地震波信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(13): 135-141.  
PENG Yaxiong, LIU Guangjin, SU Ying, et al. Noise reduction method of mine blasting seismic wave signal based on adaptive VMD-MPE algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(13): 135-141.(in Chinese)
- [19] 周红敏, 赵事成, 赵文清, 等. 基于改进的MEEMD的隧道掘进爆破振动信号去噪优化分析[J]. 振动与冲击, 2023, 42(10): 74-81.  
ZHOU Hongmin, ZHAO Shicheng, ZHAO Wenqing, et al. Vibration signal denoising optimization analysis in tunnel excavation based on improved MEEMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(10): 74-81.(in Chinese)
- [20] 刘晓悦, 张泽明, 赵立国, 等. 基于CEEMDAN样本熵和SSA-ELM的风机齿轮箱故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(9): 126-130, 134.  
LIU Xiaoyue, ZHANG Zeming, ZHAO Liguang, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on CEEMDAN sample entropy and SSA-ELM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(9): 126-130, 134.(in Chinese)



**第一作者简介:** 牟宗磊,男,1985年1月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为分布式测试技术、信号采集及信号处理状态监测与故障诊断技术等。曾发表《数据驱动的凸轮式绝对重力仪微小故障诊断》(《振动、测试与诊断》2022年第42卷第6期)等论文。

E-mail: mzl@sdust.edu.cn