

# 火箭发动机涡轮泵振动信号的广义循环平稳 诊断方法研究

陈 晖<sup>1,2</sup>, 任鸿飞<sup>2</sup>, 孙若斌<sup>2</sup>

(1. 西安航天动力研究所, 陕西 西安 710100; 2. 西安交通大学未来技术学院, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 液体火箭发动机涡轮泵在强非平稳工况下运行, 导致传统振动信号分析方法难以有效提取故障特征。为应对这一挑战, 本文扩展了循环平稳随机信号模型, 构建了广义循环平稳分析理论框架, 既保留了循环平稳方法在故障诊断中的优势, 又拓展了其在非平稳工况下的适用范围。围绕振动信号模型、故障特征提取以及表征三个方面, 提出了一种服务于火箭涡轮泵故障诊断的广义循环平稳分析框架。通过火箭涡轮泵超低温轴承运转试验以及离心泵空化故障特征模拟试验, 验证所建立的理论体系的优越性和有效性。结果表明: 旋转机械的振动信号可视为时间翘曲的近似循环平稳过程, 并可进一步转化为调制循环信号; 在火箭涡轮泵超低温轴承运转试验中, 运用所提出的盲自适应循环非平稳信号提取方法获取故障特征信号, 在其阶次-频率谱相关图中能够清楚地检测到与保持架相对外圈频率 (0.42 Hz) 和滚动体通过外圈频率 (5.08 Hz) 对应的谱线; 在离心泵空化故障特征模拟试验中, 所提出的高精度重排谱相关估计技术加强了谱相关图关于泵叶片通过频率 (197 Hz) 的定位性能, 并且随着空化程度的增加, 在大量噪声的情况下仍然能够识别故障特征。

**关键词:** 故障诊断; 涡轮泵; 循环平稳; 时间翘曲; 特征提取

中图分类号: V434 文献标志码: A 文章编号: 1004-4523(2025)06-1145-09

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2025.06.003

## Generalized cyclostationary diagnostic method for vibration signals of liquid rocket engine turbopumps

CHEN Hui<sup>1,2</sup>, REN Hongfei<sup>2</sup>, SUN Ruobin<sup>2</sup>

(1. Xi'an Aerospace Propulsion Institute, Xi'an 710100, China;

2. School of Future Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Liquid rocket engine turbopumps operate under severe non-stationary conditions, making it challenging for traditional vibration signal analysis methods to effectively extract fault features. To address this challenge, the cyclostationary random signal model is extended and a generalized cyclostationary analysis framework is established. This framework preserves the advantages of cyclostationary methods in fault diagnosis while broadening their applicability to non-stationary operating regimes. Focusing on vibration signal modeling, fault feature extraction, and characterization, a comprehensive generalized cyclostationary analysis framework specifically for rocket turbopump fault diagnosis is proposed. The superiority and validity of the established theoretical system are demonstrated through a cryogenic bearing operation experiment on a rocket turbopump and a cavitation fault simulation test on a centrifugal pump. Results indicate that vibration signals from rotating machinery can be regarded as approximately cyclostationary processes subject to time warping, which can be further transformed into modulated cyclostationary signals. In the rocket turbopump cryogenic bearing operation experiment, fault feature signals are extracted using the proposed blind adaptive cyclostationary-nonstationary signal extraction method. Its order-frequency spectral correlation map clearly detects spectral lines corresponding to the fundamental train frequency (0.42 Hz) and the ball pass frequency outer race (5.08 Hz). In the centrifugal pump cavitation fault simulation experiment, the proposed high-precision reassigned spectral correlation estimation technique enhances the localization of the blade-pass frequency (197 Hz) in the spectral correlation map. Furthermore, it reliably identifies fault features even under severe noise induced by increasing cavitation levels.

**Keywords:** fault diagnosis; turbopump; cyclostationary; time warpage; feature extraction

液体火箭发动机是运载火箭最重要的组成部分, 而涡轮泵作为液体火箭发动机的核心, 由于其系  
统结构复杂、耦合性强、运行工况恶劣 (高温、高压、强腐蚀、极端快变工况), 成为运载火箭故障的

收稿日期: 2025-04-15; 修订日期: 2025-05-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52105118)

敏感多发部位<sup>[1-2]</sup>。载人航天、空间站与深空探测技术的发展,对液体火箭发动机的安全性与可靠性提出的要求越来越高。为了提高运载火箭整体的可靠性、安全性以及经济性,需要对涡轮泵运行情况进行严格的状态监测与故障诊断<sup>[3-4]</sup>。

涡轮泵的状态监测与故障诊断技术实质上可以分为三个主要方面,即数据采集、特征提取以及分类决策<sup>[5]</sup>。其中特征提取方面尤为重要,大量研究工作均聚焦于此,即通过各种信号处理方法从所监测的数据中提取故障特征,比如时域中的信息熵统计量<sup>[6-7]</sup>、频域中的功率谱密度<sup>[8]</sup>和 Hilbert 包络解调<sup>[9-10]</sup>、时频域中的小波分析<sup>[11-12]</sup>,以及信号分解、重构的经验模态分解<sup>[13-14]</sup>与变分模态分解<sup>[15-16]</sup>等。然而,信号处理方法实质上均有其适用条件。比如,经验模态分解的本征模态函数有所定义的约束,快速傅里叶变换不适用于具有强非平稳性的信号等。

循环平稳分析基于一类特殊的非平稳随机信号模型,通过统计估计方法得到循环功率谱,进而获得信号载波和调制频率信息。循环平稳性用来刻画随机信号非平稳中展现出的统计特征周期性,具有提取乘性噪声干扰下周期信号的能力,适合在强噪声中实现故障特征提取,因此对于工作在复杂极端工况环境下的涡轮泵具有天然的适用性。由于旋转机械的机构设计,其具有周期往复运动形式,因此机械振动信号本质上具有循环平稳性质。循环平稳是一类特殊的非平稳信号性质,循环平稳序列可能不直接包含周期信号,但是其时变统计量呈现出周期性或多周期性。此外,旋转机械的振动信号可视为时间翘曲的近似循环平稳过程,并可进一步转化为调制循环信号。通过相位解调方法提取翘曲函数,属于一种有效的动态建模与故障诊断手段,因为通过解翘曲手段将广义循环平稳信号转化为循环平稳信号,便能恢复信号中的规则统计特性,进而扩展经典循环平稳分析工具的适用范围。

信号循环平稳性质的研究是在通信工程领域中引入的, GLADYSHEV<sup>[17]</sup>研究了离散通信信号的循环平稳性, GARDNER<sup>[18]</sup>在该领域做了大量研究工作,打破了通信领域中信号的平稳假设。利用通信信号循环平稳特性,可以实现强噪声下的信号检测、盲反卷积、系统辨识、重叠信号分离等信号处理工程应用。近二十年来,循环平稳分析在机械故障诊断领域得到了广泛应用,在 ANTONI 等<sup>[19-20]</sup>的介绍推广下,循环平稳分析被学者们认为是机械故障提取最有效的方法之一。

然而,传统循环平稳分析理论局限于恒定转速的工况条件,极大程度地限制了其应用范围。因此,为打破经典循环平稳分析理论的使用条件限制,通

过对表现出广义循环平稳特性的涡轮泵振动信号故障机理、解翘曲特征提取和定量检验问题进行全方位探究,实现火箭涡轮泵高可靠定量故障诊断。

本文提出了一种服务于火箭涡轮泵故障诊断的广义循环平稳分析框架,具体围绕变转速循环非平稳信号建模、盲自适应循环非平稳信号提取以及高精度重排谱相关估计技术展开,即振动信号模型、故障特征提取以及表征三个方面。通过火箭涡轮泵超低温轴承运转试验以及离心泵空化故障特征模拟试验振动信号,验证所提方法的有效性及其先进性。

## 1 涡轮泵振动信号的广义循环平稳诊断框架

本节围绕振动信号模型、故障特征提取以及表征三个方面,提出一种服务于火箭涡轮泵故障诊断的广义循环平稳分析框架。

### 1.1 变转速循环非平稳信号建模

转速波动会影响旋转机械振动的统计特性,导致故障特征模糊而难以提取。某型火箭发动机启动时,在 1 s 内转速会从 0 迅速上升至 18000 r/min 左右,导致常规信号模型难以适用,采用时间翘曲模型能够对变工况下振动信号的特征模糊性进行较好地解释。变工况下的旋转机械振动信号可以表示为一个经过时间翘曲的近似循环平稳(almost-cyclostationary, ACS)过程。经过研究发现:时间翘曲的 ACS 过程属于振荡 ACS 信号模型的一个子类,而在通常的转速波动条件下,此时旋转机械振动可以进一步建模为调制循环信号。利用该模型,可以通过统计量的相位解调方法得到翘曲函数,从而恢复信号的规则统计特性。

循环平稳过程指的是统计矩的前几阶随时间呈周期性变化。如果一个过程  $x(t)$  的一阶矩(均值函数)是周期性的,则称其为一阶循环平稳(1-order cyclostationary, CS1)。类似地,如果二阶矩(时变自相关函数)是周期性的,则该过程被称为二阶循环平稳(2-order cyclostationary, CS2)信号。对于 CS2 信号,过程  $x(t)$  的时变自相关函数可以展开为复指数信号的叠加形式:

$$R_x(t, \tau) \triangleq E[x(t+\tau)x^{(*)}(t)] = \sum_{\alpha \in A} R_x^\alpha(\tau) e^{j2\pi\alpha t} \quad (1)$$

式中,  $E$  表示期望算子;  $t$  表示时间变量;  $\tau$  表示滞后变量; 上标“(\*)”表示可选的复共轭运算,由于分析的旋转机械信号为实信号,通常省略共轭操作;  $j$  表示虚数单位。傅里叶系数  $R_x^\alpha(\tau)$  被称为循环自相关函数,其中  $\alpha$  为循环频率。如果集合  $A$  仅包含某一基频

的整数倍频率, 则  $x(t)$  属于循环平稳过程。此外, 如果集合  $A$  是一个可数的不可公度频率集合, 则该模型可以推广为近似循环平稳过程。

时间翘曲是一种动态变换, 它通过将原始信号  $x(s)$  的参数  $s$  替代为时间的非递减函数  $s = \psi(t)$  实现。因此, ACS 信号  $x(s)$  可以转换为时间翘曲形式, 表示为复合形式  $y(t) = x(\psi(t))$ 。更直观的解释是, 时间翘曲可由线性时变系统通过冲激响应  $h(t, s) = \delta(s - \psi(t))$  实现:

$$y(t) = \int_{\mathbf{R}} \delta(s - \psi(t)) \cdot x(s) ds = x(\psi(t)) \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{R}$  表示实数集;  $\delta(\cdot)$  表示 Dirac 脉冲函数。

将式 (2) 代入式 (1), 可以得到  $y(t)$  的自相关函数, 并由此推导出  $R_x^\alpha(\tau)$  和  $\psi(t)$  的如下表示形式:

$$R_y(t, \tau) \hat{=} E[y(t + \tau)y(t)] = \sum_{\alpha \in A} R_x^\alpha(\psi(t + \tau) - \psi(t)) e^{j2\pi\alpha\psi(t)} \quad (3)$$

进一步, ACS 信号的时变变换可以建模为振荡 ACS 过程, 因此可以给出以下概率特性描述:

$$y(t) = \int_{\mathbf{R}} A_r(f) e^{j2\pi ft} dZ(f) \quad (4)$$

式中,  $Z(f)$  为 ACS 过程  $x(t)$  的积分谱, 其期望满足如

下关系式:

$$E[dZ(f_1)dZ(f_2)] = \sum_{\alpha \in A} \delta(f_2 - f_1 + \alpha) S_x^\alpha(f_1) df_1 df_2 \quad (5)$$

式中,  $S_x^\alpha(f_1)$  为循环谱, 为循环自相关函数  $R_x^\alpha(\tau)$  的傅里叶变换。此外, 调制函数  $A_r(f)$  可以表示为:

$$A_r(f) = \int_{\mathbf{R}} \delta(s - \psi(t)) e^{j2\pi f(s-t)} ds = e^{j2\pi f(\psi(t)-t)} \quad (6)$$

在中等翘曲条件下,  $\psi(t)$  缓慢变化, 并满足如下变动约束:

$$\psi(t) = t + \epsilon(t), \quad \sup_t |\dot{\epsilon}(t)| \ll 1 \quad (7)$$

即  $\psi(t)$  的一阶近似  $t$ 。其中,  $\epsilon(t)$  表示变化量;  $\dot{\epsilon}(t)$  表示变化量的导数。因此, 对  $y(t)$  的时变自相关函数得到如下关键近似:

$$R_y(t, \tau) \simeq \sum_{\alpha \in A} e^{j2\pi\alpha\epsilon(t)} R_x^\alpha(\tau) e^{j2\pi\alpha t} \quad (8)$$

这表明, 时间翘曲的 ACS 信号最终被建模为带有调制函数  $w(t) = e^{j2\pi\alpha\epsilon(t)}$  的调制循环信号。该信号模型通过相位解调估计翘曲函数提供了一种简洁的策略。图 1 给出了旋转机械振动信号的“时间翘曲”和“去翘曲”过程的直观解释。

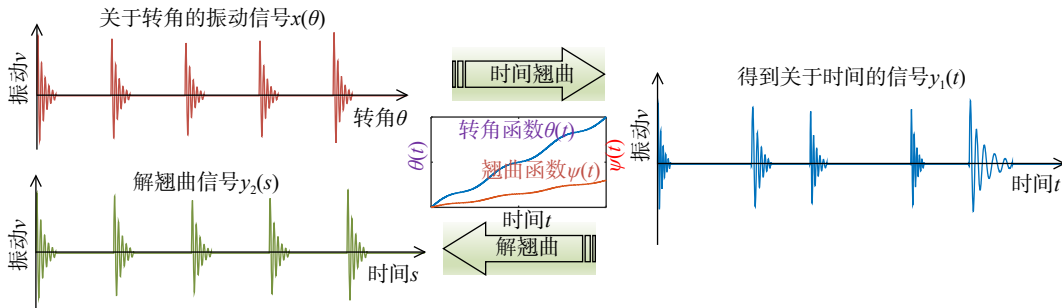


图 1 旋转机械振动信号“时间翘曲”和“解翘曲”的直观解释

Fig. 1 Intuitive interpretation of "time warpage" and "de-warpage" of rotating machinery vibration signals

振荡 ACS 信号的自相关近似不仅提供了二阶统计特性的度量, 还为翘曲函数提供了简单的估计方法。对于每个  $\alpha_0 \in A$ , 围绕  $\alpha_0$  的频带包含了  $\epsilon(t)$  的信息, 因此, 定义如下运算来得到有用信号:

$$z_{\alpha_0}(t, \tau) = [y(t + \tau)y(t) e^{-j2\pi\alpha_0 t}] * h_{\Delta f}(t) \quad (9)$$

式中,  $*$  表示卷积操作;  $h_{\Delta f}(t)$  表示带宽为  $\Delta f$  的理想低通滤波器的冲激响应。对  $z_{\alpha_0}(t, \tau)$  取期望并代入式 (8), 得到:

$$E[z^{\alpha_0}(t, \tau)] = E[y(t + \tau)y(t)] e^{-j2\pi\alpha_0 t} * h_{\Delta f}(t) \simeq \left[ \sum_{\alpha \in A} e^{j2\pi\alpha\epsilon(t)} R_x^\alpha(\tau) e^{j2\pi(\alpha - \alpha_0)t} \right] * h_{\Delta f}(t) \simeq \frac{R_x^{\alpha_0}(\tau) e^{j2\pi\alpha_0\epsilon(t)}}{R_x^{\alpha_0}(\tau) e^{j2\pi\alpha_0\epsilon(t)}} \quad (10)$$

其中, 带宽  $\Delta f$  是直接影响式 (10) 近似精度的关键参数。该滤波结果保留了  $\alpha_0$  的信息, 排除了其他频率附近的干扰, 如图 2 所示。图 2 中,  $B_w$  表示有效带

宽,  $|F[R_y(t, \tau_0)]|$  表示频率响应的幅值。通过对该统计量进行相位解调, 便可得到翘曲函数分量  $\hat{\epsilon}(t)$ 。

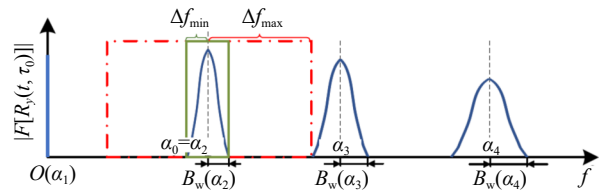


图 2 统计量带通滤波示意图

Fig. 2 Schematic diagram of statistical bandpass filtering

最终在得到  $\hat{\psi}(t) = 1 + \hat{\epsilon}(t)$  之后, 通过逆函数立即解翘曲  $\hat{x}(t)$  的常规统计周期性:

$$\hat{x}(t) = y(\hat{\psi}^{-1}(t)) \quad (11)$$

在实际的数值计算中, 逆函数和复合函数操作可以通过 Whittaker-Shannon 插值公式实现。假设要插值的函数是带限的, 这种方法可以实现优秀的精

度。根据等间距离散函数  $\hat{\psi}(nT_s) = 1 + \hat{\epsilon}(nT_s)$  ( $n$  表示第  $n$  时刻对应的整数索引) 的采样周期  $T_s$ , 得到  $\hat{\psi}^{-1}(nT_s)$  的均匀样本如下:

$$\hat{\psi}^{-1}(nT_s) = \sum_n nT_s \cdot \text{sinc}[\hat{\psi}(nT_s)/T_s - n] \quad (12)$$

式中, sinc 函数定义为  $\text{sinc}(t) = \sin(\pi t)/(\pi t)$ 。此外,  $y[\hat{\psi}^{-1}(nT_s)]$  通过以下方式插值:

$$y[\hat{\psi}^{-1}(nT_s)] = \sum_n y(nT_s) \cdot \text{sinc}[\hat{\psi}^{-1}(nT_s)/T_s - n] \quad (13)$$

## 1.2 盲自适应循环非平稳信号提取

在变速条件下分离复合故障的特征信号是一个具有挑战性的问题。现有方法中, 内积匹配方法往往表现出较差的抗噪性, 而依赖统计特征提取的方法则难以在变速情况下实现实时的故障信号分离。为了解决这些问题, 本研究提出一种自适应滤波结构——自适应广义 FRESH (frequency shift) 滤波器, 用于故障特征提取。该滤波器利用角度-时间循环平稳信号不同频率分量之间的广义频移相关性, 有效分离复合的弱特征, 实现了仅需了解特征的循环频率即可实现故障信号的盲提取。此外, 通过自适应滤波, 该方法支持实时部署, 并能适应振动瞬时统计特性的变化。

通过类比传统的 FRESH 滤波器, 它利用频谱分量之间的相关性进行滤波, 将这一概念扩展到用于转角-时间循环平稳 (angle time cyclostationary, AT-CS) 信号的广义 FRESH 滤波器, 其形式为:

$$y(n) = \sum_m h_m(n) \otimes (x(n) e^{j\alpha_m \theta(n) \omega(n)}) \quad (14)$$

式中,  $\otimes$  表示卷积运算。这一非常规的滤波结构可以通过以下方式解释: 信号  $x(n)\omega(n)$  通过一个特殊的时变滤波器, 该滤波器定义为:  $h(n, u) = \sum_m h_m(n-u) \exp(j\alpha_m \theta(u))$  ( $u$  表示时间移位)。该滤波器的原理在于, 利用了具有循环阶数  $\alpha_m$  的 AT-CS 信号  $x(t)$  与其广义频移  $x_{\alpha_m}(t)$  之间的相关性。

为了推导最优广义 FRESH 滤波器, 需要了解输入信号的频谱密度以及输入与派生输出之间的互频谱密度。可以使用自适应滤波理论获得最优广义 FRESH 滤波器, 但需要已知的期望信号用于训练。然而, 在机械故障诊断中, 预先获取期望特征信号或准确了解其统计特性通常是不现实的, 更可行的方法是仅掌握与故障特征频率相关的循环阶数信息。因此, 本文提出了如下自适应广义 FRESH (adaptive generalized frequency shift, AG-FRESH) 滤波器结构 (见图 3)。AG-FRESH 滤波器由输入信号  $x(n)$  的各种“频移”版本 (以不同循环阶数  $\alpha$  为频移量) 作为对应有限脉冲响应滤波器 (finite impulse response, FIR) 的

输入, 得到各滤波器输出之和  $y(n)$ , 经过相关器计算原始输入信号  $x(n)$  与滤波器输出之和  $y(n)$  之间的相关性, 并以相关性最大为准则对所有滤波器系数进行同步自适应更新。

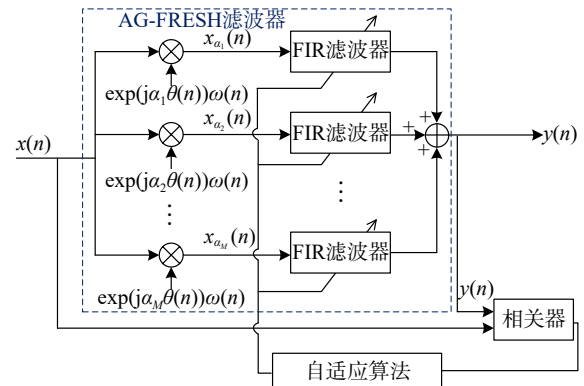


图 3 提取角度-时间循环平稳信号的 AG-FRESH 滤波器  
Fig. 3 AG-FRESH filter for extracting angle-time cyclostationary signals

具体地, 该滤波器由两个分支组成, 并在相关器中进行合并:

第 1 分支: 输入信号  $x(n)$  经广义 FRESH 滤波器处理, 循环阶数  $\alpha$  设置为待提取特征的故障频率及其高次谐波。相位角函数  $\theta(n)$  通过对测得的轴转速信号进行数值积分获得。第 2 分支: 输入信号  $x(n)$  直接通过, 不做处理。

假设输入信号  $x(n)$  由以下部分组成:

$$x(n) = s(n) + i(n) + v(n) \quad (15)$$

式中,  $s(n)$  为 AT-CS 特征信号;  $i(n)$  为干扰信号;  $v(n)$  为白噪声。

输出  $y(n)$  期望能接近于  $x(n)$ , 并尽量减少  $i(n)$  和  $v(n)$  的成分, 从而与输入信号  $x(n)$  保持较高相关性。这是因为仅有  $s(n)$  在设定的循环阶数集合  $\{\alpha_m\}$  下表现出广义 FRESH 相关性。需要注意的是, 干扰信号  $i(n)$  也可能是具有与  $x(n)$  重叠频谱的 AT-CS 信号。然而, 只要干扰信号的循环阶数与特征信号不同, 就可以将其分离开来。也就是说, 该滤波器适用于分析复合故障特征。假设上述滤波器包含  $M$  个有限脉冲响应 (FIR) 滤波器, 每个滤波器的阶数为  $L$ 。对于第  $n$  次迭代, 第  $m$  个 FIR 滤波器可以表示为一个向量:

$$\mathbf{h}_m(n) = [h_m(0, n), \dots, h_m(L-1, n)]^T; \quad m = 1, \dots, M \quad (16)$$

此外, 第  $n$  时刻输入到第  $m$  个 FIR 滤波器的信号向量表示为:

$$\tilde{\mathbf{x}}_m(n) = \begin{bmatrix} x(n) e^{j\alpha_m \theta(n) \omega(n)} \\ x(n-1) e^{j\alpha_m \theta(n-1) \omega(n-1)} \\ \vdots \\ x(n-L+1) e^{j\alpha_m \theta(n-L+1) \omega(n-L+1)} \end{bmatrix} \quad (17)$$

因此, 广义 FRESH 滤波器的输出  $y(n)$  可表示为:

$$y(n) = \sum_{m=1}^M \mathbf{h}_m^H(n) \tilde{\mathbf{x}}_m(n) = \mathbf{h}^H(n) \tilde{\mathbf{x}}(n) \quad (18)$$

式中, 上标“H”表示共轭转置;  $\mathbf{h}(n)$  和  $\tilde{\mathbf{x}}(n)$  为长度为  $ML$  的级联向量, 分别表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(n) &= [\mathbf{h}_1^T(n), \mathbf{h}_2^T(n), \dots, \mathbf{h}_M^T(n)]^T, \\ \tilde{\mathbf{x}}(n) &= [\tilde{\mathbf{x}}_1^T(n), \tilde{\mathbf{x}}_2^T(n), \dots, \tilde{\mathbf{x}}_M^T(n)]^T \end{aligned} \quad (19)$$

相关器通过调整  $\mathbf{h}$  的系数来最大化  $y(n)$  和  $x(n)$  之间的归一化相关性, 其目标为:

$$\max_{\mathbf{h}} J(\mathbf{h}) = \max_{\mathbf{h}} \frac{|R_{yx}|^2}{|R_{yy}| |R_{xx}|} \quad (20)$$

式中,  $R_{yx} \triangleq E[y(n)v^*(n)]$ 。将  $y(n)$  的表达式代入式 (20), 并利用施瓦茨不等式, 可以得到最优滤波器系数:

$$\mathbf{h}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{yx} \quad (21)$$

式中,  $\mathbf{R}_{xx} = E[\tilde{\mathbf{x}}(n)\tilde{\mathbf{x}}^H(n)]$ ,  $\mathbf{r}_{yx} = E[\tilde{\mathbf{x}}(n)x^*(n)]$ 。该方程即为 AG-FRESH 滤波器的 Wiener-Hopf 方程。

### 1.3 高精度重排谱相关估计技术

旋转机械产生故障时, 其振动信号常表现出二阶循环平稳性, 谱相关可以实现与故障相关的循环频率的检测。然而, 谱相关存在故障检测不准确的问题, 究其原因是因为频谱泄露问题导致谱相关对于特征信号成分的定位性能较差。为了解决该问题, 提出了一种修正的循环平稳分析方法, 称为重排谱相关, 以提高谱相关的可读性以及信号定位性能。

重排技术是对于一系列增强谱图方法的统称。一些关于为何以及如何重排的必要解释如图 4 所示。谱图上任一点的值实质上代表 Wigner-Ville 分布在其时频支撑区的带权求和, 该时频支撑区以  $(t, \omega)$  为中心, 并由短时窗函数确定。这里,  $(t, \omega)$  可认为是时频支撑区的几何中心。这意味着即使某一点  $(t, \omega)$  在 Wigner-Ville 分布中并没有能量存在, 但是由于该点邻域内存在非零值, 则谱图在该点的估计结果也是非零的。通俗来讲, 将一个物体的总质量集中在其几何中心显然是不合理的。因此一个更好的

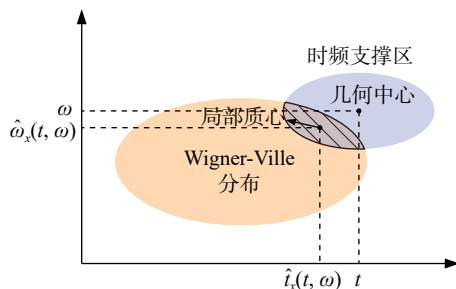


图 4 重排技术原理示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the principle of reassignment technology

选择是将支撑区内的 Wigner-Ville 分布重新分配至其局部质心  $(\hat{t}_x(t, \omega), \hat{\omega}_x(t, \omega))$  处。

$$\hat{t}_x(t, \omega) = t + \text{Re} \left[ \frac{F_x^{th}(t, \omega)}{F_x^h(t, \omega)} \right] \quad (22)$$

$$\hat{\omega}_x(t, \omega) = \omega - \text{Im} \left[ \frac{F_x^{dh/dt}(t, \omega)}{F_x^h(t, \omega)} \right] \quad (23)$$

式中,  $F_x^h(t, \omega)$ 、 $F_x^{th}(t, \omega)$  和  $F_x^{dh/dt}(t, \omega)$  分别表示窗函数为  $h(t)$ 、 $t \cdot h(t)$  和  $dh(t)/dt$  的短时傅里叶变换。

此外, 可以将重排技术从谱图拓展至修正周期图(通过合适的窗函数来削弱周期图的频谱泄露问题), 以此加强功率谱密度的定位性能并矫正其估计结果。重排周期图可以视为是仅以时间为变量的重排谱图, 即

$$R P_x^h(\omega) = \int P_x^h(\Omega) \delta(\omega - \hat{\omega}_x(\Omega)) \frac{d\Omega}{2\pi} \quad (24)$$

式中,  $\delta(\cdot)$  表示 Dirac 脉冲函数;  $\Omega$  为积分变量;  $P_x^h(\omega)$  表示修正周期图,  $\hat{\omega}_x(\omega)$  表示周期图的重排操作, 表达式为:

$$P_x^h(\omega) = X^h(\omega) (X^h(\omega))^* \quad (25)$$

$$\hat{\omega}_x(\omega) = \omega - \text{Im} \left[ \frac{X^{dh/dt}(\omega)}{X^h(\omega)} \right] \quad (26)$$

式中,  $X^h(\omega)$  和  $X^{dh/dt}(\omega)$  分别表示窗函数为  $h(t)$  和  $dh(t)/dt$  的傅里叶变换; 上标“\*”表示共轭运算。

所提重排谱相关方法的完整实施过程如图 5 所示, 具体分为如下 3 个步骤:

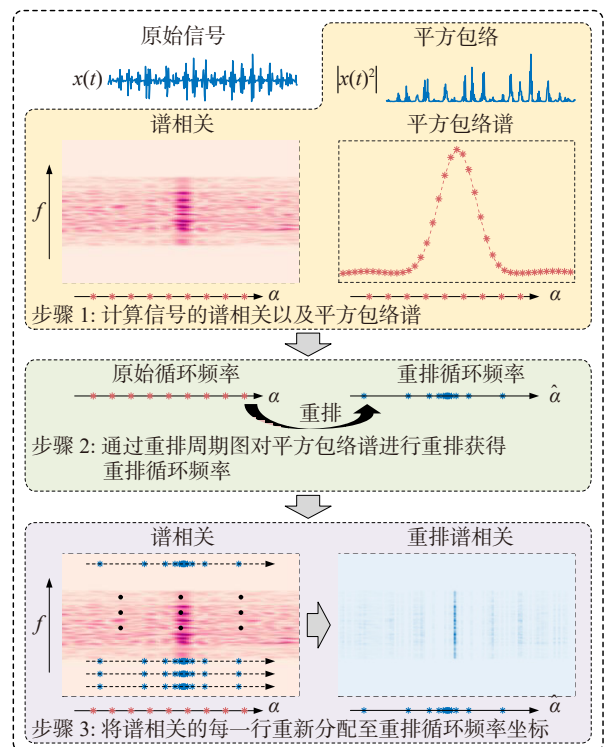


图 5 所提重排谱相关方法的具体实施步骤

Fig. 5 Specific implementation steps of the proposed methods related to rearrangement spectra

步骤 1: 计算信号  $x(t)$  的谱相关以及平方包络谱。值得一提的是, 平方包络谱的频率与谱相关的循环频率相对应。

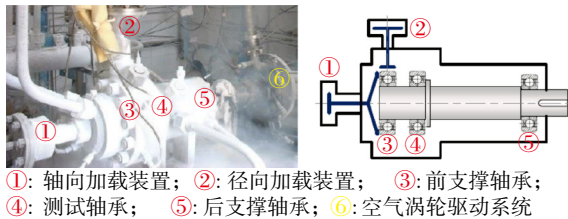
步骤 2: 通过式 (24) 的重排周期图对平方包络谱进行重排得到重排循环频率  $\hat{\alpha}_x(\alpha)$ 。具体涉及将原本等间隔的循环频率  $\alpha$  分配至精确的频率坐标  $\hat{\alpha}_x(\alpha)$  处, 即信号谱相关的能量质心。

步骤 3: 将谱相关每个谱频率  $f_i$  对应的每一行向量  $S_x^\alpha(f_i)$  重新分配至步骤 2 中所获得的重排循环频率坐标  $\hat{\alpha}_x(\alpha)$  处 (给定谱频率  $f_i$  时, 谱相关  $S_x^\alpha(f_i)$  仅为循环频率  $\alpha$  的函数), 最终得到重排谱相关。

## 2 试验验证

### 2.1 火箭涡轮泵超低温轴承运转试验

运用某型火箭涡轮泵超低温轴承试验数据验证自适应循环非平稳故障特征提取方法的有效性, 该轴承 DN 值为  $2 \times 10^6 \text{ mm} \cdot \text{r}/\text{min}$ 、轴承的设计转速约为  $15000 \text{ r}/\text{min}$ , 该高转速下轴承故障脉冲序列会产生波形混叠现象。为了模拟低温运行条件, 测试台通过循环液氮进行供冷。测试台的核心结构包括转子-轴承系统、轴向和径向加载装置以及空气涡轮驱动系统, 如图 6 所示。在试验中, 施加了  $60 \text{ kN}$  的轴向载荷和  $30 \text{ kN}$  的径向载荷。



①: 轴向加载装置; ②: 径向加载装置; ③: 前支撑轴承; ④: 测试轴承; ⑤: 后支撑轴承; ⑥: 空气涡轮驱动系统

图 6 低温涡轮泵轴承测试台

Fig. 6 Cryogenic turbopump bearing test bench

分析了加速过程中一段振动信号, 如图 7 所示。信号的显著特征是转速极快地从  $2000 \text{ r}/\text{min}$  提高至  $13000 \text{ r}/\text{min}$ , 仅用时  $4 \text{ s}$ 。由于无法预测测试期间轴承可能表现出的具体故障模式, 分别尝试使用 AG-FRESH 滤波器提取内圈、外圈、滚动体和保持架

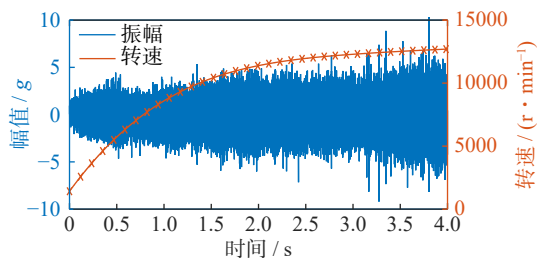
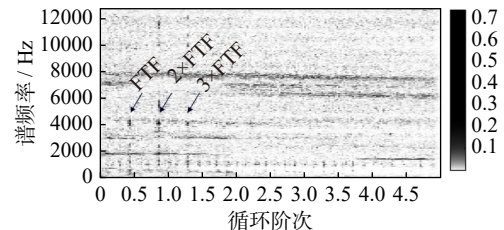


图 7 试验台测试的振幅和转速曲线

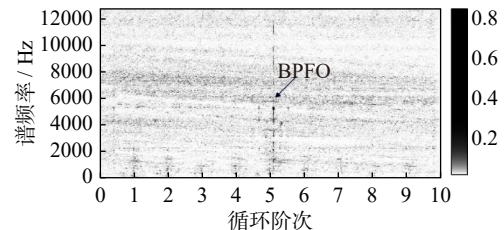
Fig. 7 Amplitude and rotational speed curves tested on the test bench

的故障信号。此外, 还生成了特征信号的阶次-频率谱相关函数 (OFSCoh) 以辅助故障诊断。可以从结果中观察到与保持架相对外圈频率 (FTF) 和滚动体通过外圈频率 (BPFO) 对应的谱线, 如图 8 所示。因此, 可以推断轴承在测试期间经历了保持架损伤和外圈剥落的复合故障。试验结束后的拆解检查验证了诊断的准确性。



(a) 损坏保持架故障模式

(a) Damaged cage failure mode



(b) 外圈故障模式

(b) Outer ring failure mode

图 8 所提取特征信号的 OFSCoh 函数

Fig. 8 OFSCoh function of the extracted feature signals

### 2.2 离心泵空化故障特征模拟试验

通过工程案例验证高精度泵空化故障特征表征方法的有效性, 该试验测量数据源于离心泵空化诱导振动, 其有效试验测试段布局如图 9 所示。该试验台配备有 Goulds 3700 离心泵, 并且轴承座的径向与轴向分别布置有采样率为  $2.5 \text{ kHz}$  的 B&K 4396 压电加速度计。数据集共分为 5 组, 分别对应 NPSHratio (一种用于描述空化程度的无量纲量, 当  $\text{NPSHratio} = 1$  时完全空化) 为 2.57、1.25、1.02、1.01 和 1.00。电机

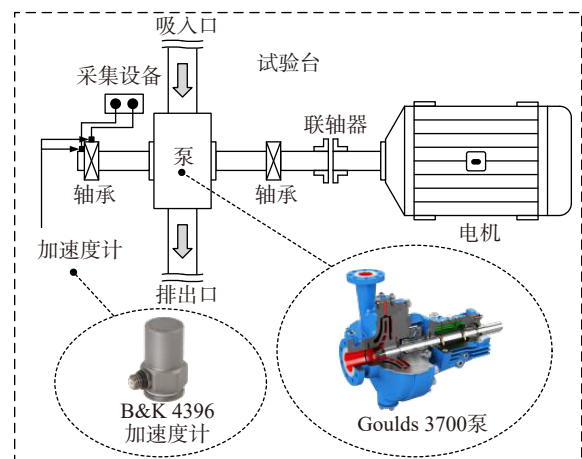


图 9 离心泵空化试验台

Fig. 9 Centrifugal pump cavitation test bench

额定转速为 2950 r/min, 叶轮叶片数为 4, 因此计算得到理论叶片通过频率为 197 Hz, 该频率与循环频率对应, 因此谱相关或者积分谱相关结果理应在 197 Hz 处出现峰值。需要说明的是, 空化现象通常伴随着不期望的振动与噪声, 可能导致泵叶轮发生空蚀, 严重时将影响流体输送设备的水利性能, 因此需要进行有效的检测和预防。

直接将叶片通过频率的流动诱导效应作为泵振动信号的激励源是不准确的, 实际上泵的流动诱导效应包含了叶片通过频率的调制机制。图 10 展示了 5 组振动数据重排前后的谱相关结果。可以看到, 重排谱相关增强了对于叶片通过频率成分的定位性能, 并提高了谱相关的可读性。特别是对于  $NPSH_{ratio} = 2.57$  的第 1 组振动数据, 空化初生阶段其诱导振动相对较弱, 由叶片通过频率引起的幅值调制现象不明显, 因此很难从图 10(a) 所示的原始谱相关结果中观察到叶片通过频率成分。然而对于这种情况, 如图 10(f) 所示, 重排谱相关结果中仍然可以清晰地定位振动信号中的叶片通过频率。

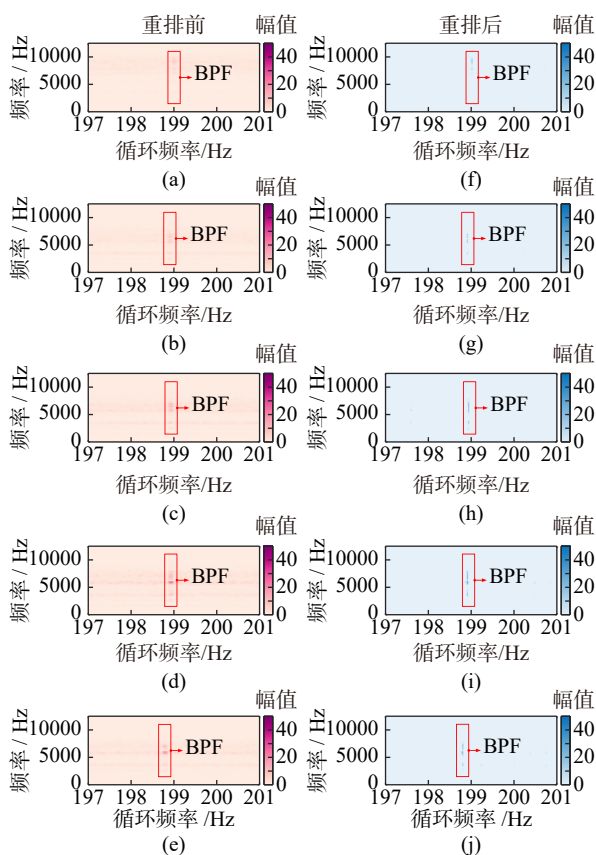


图 10 重排前后谱相关结果

Fig. 10 Spectral correlation results before and after reassignment

图 11 表示了该 5 组振动数据重排前后的积分谱相关结果。从图中可以清楚地看到, 重排后谱相关结果的质量远高于原始谱相关结果。因此通过实际离心泵空化特征检测试验验证了所提方法的有效性以及工程价值。

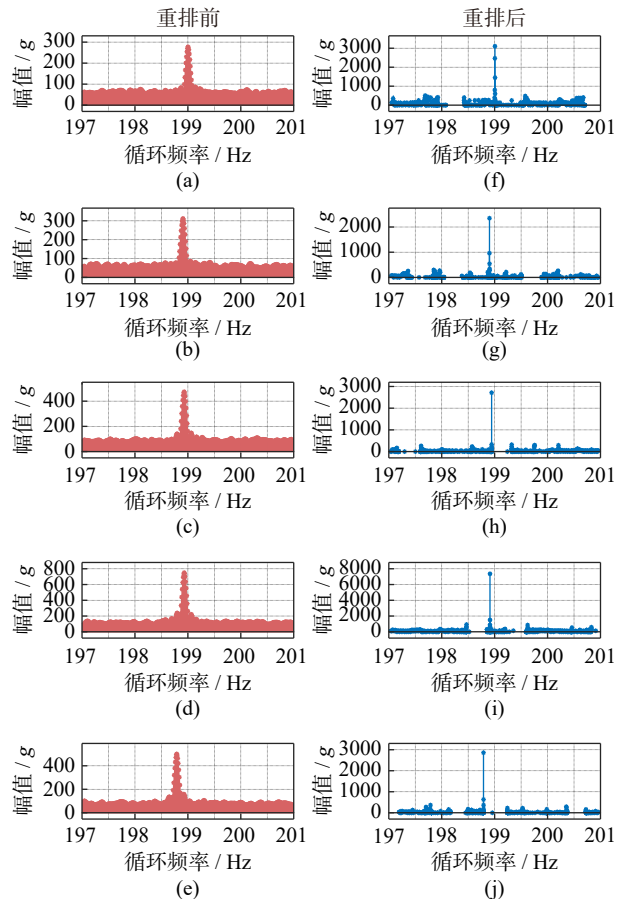


图 11 重排前后积分谱相关结果

Fig. 11 Spectral correlation results of integral before and after reassignment

### 3 结 论

本文构建了以广义循环平稳理论为主导的综合分析框架, 旨在解决极端快变工况下液体火箭发动机涡轮泵精细化诊断问题, 具体从以下三个维度展开详细研究:

(1) 变转速循环非平稳信号建模。针对火箭发动机的特殊工况, 采用振动信号调制循环模型, 成功应对了常规信号模型在变工况下的适用性问题。研究表明, 旋转机械的振动信号可视为时间翘曲的近似循环平稳过程, 并进一步转化为调制循环信号。通过相位解调方法提取翘曲函数, 恢复了信号的规则统计特性, 提供了一种有效的动态建模与故障诊断工具。

(2) 盲自适应循环非平稳信号提取。针对发生复合故障时特征耦合的问题, 提出了一种自适应广义 FRESH 滤波器 (AG-FRESH), 该滤波器利用角度-时间循环平稳信号的广义频移相关性, 能够在不依赖先验知识的情况下, 仅通过了解特征的循环频率, 就实现故障信号的盲提取。AG-FRESH 滤波器由两个分支组成, 其中一个分支通过设定循环阶数提取目标特征频率, 另一个分支则直接传递信号。通过

调整滤波器系数,最大化输入信号与期望输出之间的相关性,有效分离出弱特征。该方法支持实时部署,并能适应振动瞬时统计特性的变化。

(3)高精度重排谱相关估计。为解决故障振动信号中二阶循环平稳统计量频谱泄露导致的故障检测不准确问题,提出了一种重排谱相关方法。该方法通过将 Wigner-Ville 分布的能量重新分配至局部质心,提升了信号定位性能。具体包括计算信号的谱相关及平方包络谱,利用重排周期图进行频率重排,并将重排后的频率坐标应用于谱相关,从而实现故障频率的精确定位,增强了循环频率的可读性。

### 参考文献:

- [1] 谭永华. 大推力液体火箭发动机研究 [J]. *宇航学报*, 2013, 34(10): 1303-1308.  
TAN Yonghua. Research on large thrust liquid rocket engine[J]. *Journal of Astronautics*, 2013, 34(10): 1303-1308.
- [2] 李斌, 张小平, 高玉闪. 我国可重复使用液体火箭发动机发展的思考 [J]. *火箭推进*, 2017, 43(1): 1-7.  
LI Bin, ZHANG Xiaoping, GAO Yushan. Consideration on development of reusable liquid rocket engine in China[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2017, 43(1): 1-7.
- [3] 杨述明, 吴建军, 谢昌霖, 等. 数据驱动智能故障诊断技术在液体火箭发动机中的应用与展望 [J/OL]. *航空学报* (2025-03-07)[2025-05-14]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=HKXB20250225004&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.  
YANG Shuming, WU Jianjun, XIE Changlin, et al. Application issues of data-driven intelligent fault diagnosis technologies for liquid rocket engines[J/OL]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*(2025-03-07)[2025-05-14]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=HKXB20250225004&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
- [4] 杨述明, 谢昌霖, 程玉强, 等. 液体火箭发动机健康监控技术研究进展 [J]. *火箭推进*, 2024, 50(1): 28-45.  
YANG Shuming, XIE Changlin, CHENG Yuqiang, et al. Research progress in health monitoring technology for liquid rocket engines[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2024, 50(1): 28-45.
- [5] 张振臻, 陈晖, 高玉闪, 等. 液体火箭发动机故障诊断技术综述 [J]. *推进技术*, 2022, 43(6): 20-38.  
ZHANG Zhenzhen, CHEN hui, GAO Yushan, et al. Review on fault diagnosis technology of liquid rocket engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(6): 20-38.
- [6] 李辉, 郝如江. 相关熵和双谱分析齿轮故障诊断研究 [J]. *振动工程学报*, 2021, 34(5): 1076-1084.  
LI Hui, HAO Rujiang. Correntropy based bi-spectrum in gear fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(5): 1076-1084.
- [7] 王朝阁, 李宏坤, 胡少梁, 等. 利用参数自适应多点最优最小熵反褶积的行星轮轴承微弱故障特征提取 [J]. *振动工程学报*, 2021, 34(3): 633-645.  
WANG Chaoge, LI Hongkun, HU Shaoliang, et al. Weak fault feature extraction of planetary bearing based on parameter adaptive MOMEDA[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(3): 633-645.
- [8] 郑荣慧, 李晋鹏, 魏小辉, 等. 多轴平稳非高斯随机振动试验控制方法 [J]. *振动工程学报*, 2024, 37(3): 522-527.  
ZHENG Ronghui, LI Jinpeng, WEI Xiaohui, et al. Control method for multi-axis stationary non-Gaussian random vibration test[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2024, 37(3): 522-527.
- [9] 张皓, 李东升. 复分析 Hilbert 变换计算理论及非线性检测准则 [J]. *振动工程学报*, 2022, 35(6): 1336-1345.  
ZHANG Hao, LI Dongsheng. Hilbert transform calculated by complex analysis theory and its nonlinear detection criterion[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2022, 35(6): 1336-1345.
- [10] 郭远晶, 金晓航, 魏燕定, 等. 改进 TSA 降噪与平方包络谱分析的故障特征提取 [J]. *振动工程学报*, 2021, 34(2): 402-410.  
GUO Yuanjing, JIN Xiaohang, WEI Yanding, et al. Fault feature extraction based on improved TSA denoising and squared envelope spectrum[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(2): 402-410.
- [11] 曹玲玲, 李晶, 彭镇, 等. 基于改进小波阈值降噪的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *振动工程学报*, 2022, 35(2): 454-463.  
CAO Lingling, LI Jing, PENG Zhen, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on improved wavelet threshold denoising[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2022, 35(2): 454-463.
- [12] 李志农, 刘跃凡, 胡志峰, 等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *振动工程学报*, 2021, 34(6): 1284-1292.  
LI Zhinong, LIU Yuefan, HU Zhifeng, et al. Empirical wavelet transform-synchroextracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(6): 1284-1292.
- [13] 李康强, 王海鹏, 孙彦刚, 等. 改进 EMD 结合 4th-HEO 的客滚船柴油机复杂信号振动特征提取方法 [J]. *振动工程学报*, 2025, 38(1): 109-116.  
LI Kangqiang, WANG Haipeng, SUN Yangang, et al. Analysis of complex vibration signal of diesel engine on RO-RO passenger ship via extension-EMD and 4th-HEO[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2025, 38(1): 109-116.
- [14] 王奉涛, 邓刚, 王洪涛, 等. 基于 EMD 和 SSAE 的滚动轴

- 承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(2): 368-376.
- WANG Fengtao, DENG Gang, WANG Hongtao, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on EMD and SSAE[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(2): 368-376.
- [15] 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 Ke, NIU Yuanyuan, SU Lei, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimized VMD[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(1): 280-287.
- [16] 王朝阁, 李宏坤, 曹顺心, 等. 改进 VMD 和非凸重叠组收缩降噪的行星齿轮箱早期故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1293-1304.
- WANG Chaoge, LI Hongkun, CAO Shunxin, et al. Incipient fault feature extraction of planetary gearbox based on modified VMD and non-convex overlap group shrinkage denoising[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1293-1304.
- [17] GLADYSHEV E G. Periodically correlated random sequence[J]. Doklady Akademii Nauk SSSR, 1961, 137(5): 1026-1029.
- [18] GARDNER W A. The spectral correlation theory of cyclostationary time-series[J]. *Signal Processing*, 1986, 11(1): 13-36.
- [19] ANTONI J. Cyclic spectral analysis in practice[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 597-630.
- [20] ANTONI J, BONNARDOT F, RAAD A, et al. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18(6): 1285-1314.
- 
- 第一作者: 陈 晖(1970—), 男, 博士, 教授。  
E-mail: [chenhui2013abc@163.com](mailto:chenhui2013abc@163.com)
- 通信作者: 任鸿飞(1998—), 男, 博士研究生。  
E-mail: [hongfei.ren@stu.xjtu.edu.cn](mailto:hongfei.ren@stu.xjtu.edu.cn)