

基于循环平稳分析的齿轮磨损退化状态监测*

冯珂^{1,2}, 钱庭钰^{1,2}, 张紫琳^{1,2}, 周汉彬^{1,2}, 于田霖^{1,2}, 倪清³

(1. 西安交通大学精密微纳制造技术全国重点实验室 西安, 710054)

(2. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(3. 西北工业大学光电与智能研究院 西安, 710072)

摘要 基于振动信号的循环平稳分析方法为齿轮磨损在线监测提供了理论依据,但在冲击、变载等非高斯噪声的实际复杂工况下,该方法对微弱磨损特征的提取能力有限。为突破这一瓶颈,提出了一种基于循环平稳分析的齿轮磨损退化状态监测方法,通过构建齿轮磨损的循环平稳模型,建立了在强非高斯干扰下有效提取微弱磨损特征的完整监测方法框架。首先,采用阶次跟踪方法对振动信号进行角度域重采样,消除转速波动影响;其次,使用离散/随机分离(discrete/random separation,简称DRS)方法去除信号中的确定性成分,保留包含磨损信息的残差信号;最后,通过期望最大化(expectation maximization,简称EM)算法估计残差信号分布的形状参数,据此构建磨损监测指标,并基于该指标变化趋势对齿轮磨损退化演变过程进行跟踪。结果表明,与经典方法相比,所提出方法不仅能有效表征由齿面微观形貌改变引起的微弱非平稳特征,更能稳定跟踪早期微观磨损的演化过程,从而实现对齿轮早期磨损的高效识别和监测,在复杂工况下表现出优异的鲁棒性和可靠性。

关键词 磨损退化监测;齿轮磨损;循环平稳信号;非高斯性

中图分类号 TH165.3;TH132.41

1 问题的引出

齿轮传动是机械传动中最常见的形式之一,作为各类装备传动系统的核心部件,齿轮的运行状态直接影响整个系统的服役性能与任务可靠性。尤其在航空航天、装甲车辆和潜艇等高可靠装备中,传动系统往往面临严苛的负载与工况,对其运行稳定性和安全性提出了极高要求。

在齿轮啮合过程中,齿面间的接触与相对滑动会引发不可避免的磨损。常见传动系统及齿轮磨损如图1所示。轻微磨损通常对齿轮传动性能影响不大,但随着磨损程度的累积,将导致齿形畸变、振动加剧、噪声增大以及应力集中等现象^[1]。严重时,磨损还可能导致传动精度下降、动态载荷恶化,并显著削弱系统的抗疲劳与过载能力,进一步诱发轮齿断裂等剧烈失效形式,进而导致设备功能丧失,造成重大的经济损失与安全风险。因此,对齿轮传动系统开展磨损状态监测与评估,对于提升设备运行可靠性具有重要意义。

传统的齿轮磨损状态监测主要依赖油液分析与视觉检查方法。这类方法虽然能够提供较为详实的

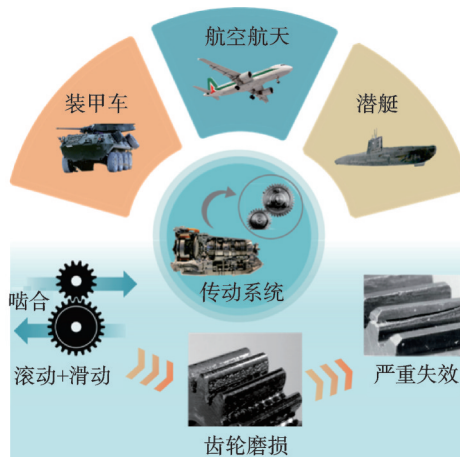


图1 常见传动系统及齿轮磨损

Fig.1 Transmission system and gear wear

磨损信息,但通常需要离线取样与停机检查,难以满足高价值、连续运行装备对磨损状态实时监测与预警的需求。齿轮磨损会引起齿面宏观几何(mm级)或微观形貌(μm 级)的改变,由于齿轮啮合激励对表面形态较为敏感,上述变化将导致振动响应产生显著改变,因此可通过振动信号分析实现齿轮磨损的

* 国家重点研发计划资助项目(2024YFB3409100)

收稿日期:2025-10-11;修回日期:2025-11-29

在线监测。具体而言,宏观磨损会造成轮齿预期齿形的偏离,改变几何传动误差与啮合刚度,进而影响系统的整体动态特性;微观磨损则主要引起受啮合周期调制的随机振动成分。目前,多数振动分析方法聚焦于宏观磨损,主要基于动力学理论对齿轮振动中的确定性分量进行解析^[2-3]。已有研究提出了一些针对齿轮磨损的监测指标,例如:零阶品质因数(zero-order figure of merit,简称FM0)与边带比(side band ratio,简称SBR)等。Hu等^[3]基于多阶啮合谐波的边带比构建了齿轮状态向量,提出了平均对数比(averaged logarithmic ratio,简称ALR)与移动平均对数比(moving averaged logarithmic ratio,简称mALR)两项指标,实现了对齿轮累积磨损量及齿面状态演变的有效监测。Gao等^[4]设计了一种自适应局部同步拟合技术,用于提取与齿轮磨损相关的振动分量,并基于齿轮磨损特性构建了累积综合能量比(cumulative comprehensive energy ratio,简称CCER)指标,该指标能够有效识别磨损区域,并对齿轮磨损的严重程度实现定量评估。

值得关注的是,基于振动的监测方法在实际应用中仍面临挑战。首先,齿轮箱实测振动信号通常包含来自多个机械部件的动态响应,致使磨损相关特征的信噪比低、提取难度大^[5];其次,齿轮磨损过程与系统动力学行为之间存在强耦合关系^[6],仅依靠确定性振动分量难以精确反映磨损的演化进程。此外,现有振动分析方法多聚焦于宏观磨损阶段,针对早期微观磨损的监测研究尚显不足。Yang等^[7]探讨了齿轮表面粗糙度与滑动摩擦所诱发随机振动之间的关联关系,指出表面粗糙度水平与振动信号的二阶循环平稳度呈正相关关系。在此基础上,Feng等^[1]采用二阶循环平稳性指标(indicators of second order cyclostationar,简称ICS2)成功实现了对齿轮微观磨损演变过程的在线识别与实时跟踪,并进一步构建了基于相似性^[8]和累计能量因子^[9]的循环平稳指标,能够对微观磨损进程进行连续监测与追踪。

然而,在实际运行工况中,多种干扰因素(如瞬时冲击、背景强噪声等)的存在导致所采集的振动信号严重偏离高斯分布假设,即便对于健康状态下的齿轮系统,其振动响应中亦常包含因负载突变、啮合冲击等引起的非故障性脉冲成分。传统健康指标难以有效区分非高斯性与非平稳性这两类不同性质的故障特征,而非高斯噪声的存在会进一步干扰循环平稳性分析的准确性^[10]。在强非高斯噪声的干扰下,基于二阶循环统计量的传统循环平稳分析方法

性能下降甚至失效^[11],进一步导致相关循环平稳指标难以准确识别齿轮磨损进程。为解决非高斯噪声干扰下的循环平稳分析难题,学者们提出了分数低阶循环相关、循环相关熵等方法。Feng等^[12]基于循环相关熵构建了齿轮磨损监测指标,该方法在齿轮磨损跟踪方面表现良好,但并未对非高斯干扰这一特定场景下的齿轮磨损监测情况进行深入讨论与验证。

针对上述问题,笔者提出了一种抗噪声干扰的磨损退化循环平稳监测方法,通过建立齿轮磨损的循环平稳模型,构建了在强非高斯干扰下仍能有效提取微弱磨损特征的监测方法框架,从而实现了非高斯工况中齿轮早期微观磨损的定量监测与动态跟踪。首先,为确保循环平稳分析的可靠性,在分析前引入阶次跟踪技术以消除转速波动带来的影响;其次,由于微观磨损对应的振动能量较低,故一般先采用信号分离技术去除确定性分量,在此基础上使用期望最大化算法估计残差信号分布的形状参数 β ;然后,对残差信号计算广义高斯循环平稳与平稳假设检验指标(indicator testing the generalized Gaussian cyclostationary hypothesis against the generalized Gaussian stationary one,简称 $I_{GGCS/GCS}$);最后,基于该指标变化趋势进行齿轮磨损演化跟踪。为验证所提出方法的有效性,笔者在齿轮磨损全寿命数据集上进行了系统测试。结果表明,该方法能够有效识别早期磨损特征,并在强噪声干扰下保持稳定的齿轮磨损退化监测性能。

2 理论基础

2.1 齿轮磨损的循环平稳模型

循环平稳信号(cyclostationary signal,简称CS)是一类非平稳随机信号,其统计特征参量随时间呈现出周期或多周期的变化规律^[13]。根据统计特征函数周期性的不同,循环平稳信号可分为一阶循环平稳、二阶循环平稳和高阶循环平稳。

2.1.1 齿轮磨损与一阶循环平稳信号

一阶循环平稳信号的一阶矩呈现周期性,这类信号无需进行非线性变换,本身就包含周期性分量,本质上是周期性信号,可采用传统的谱分析方法进行分析。

宏观齿形改变(如齿轮的制造和安装误差、剥落、断裂等)会影响齿轮振动中的一阶循环平稳信号。这些激励源以齿轮轴的回转为周期,因而在故障齿轮的振动信号中,各阶啮合频率及其倍频成分

会受到轴回转频率的调制,形成调幅、调频或混合调制信号。基于以上原理,齿轮宏观磨损(即导致齿形变化的显著磨损)会直接影响其一阶循环平稳信号特征。通过对啮合频率谐波幅值变化及边带结构的分析,可有效监测齿轮副的宏观磨损状态。

2.1.2 齿轮磨损与二阶循环平稳信号

在循环平稳分析中,二阶循环平稳信号是常见且重要的研究对象,其二阶矩呈现周期性。常见的分析工具包括循环自相关函数、谱相关密度函数等^[14]。

对于机械装备而言,二阶循环平稳特征通常对应于具有周期性幅度调制或频率调制的随机过程,典型如磨损、冲击及燃烧等过程所诱发的振动信号。齿轮振动中的二阶循环平稳信号与微观形貌改变有关^[1,7]。齿轮磨损初期,工作面之间的滑动接触会诱发复杂的随机振动。在单双齿交替啮合时,啮合力呈现周期性变化。在节线处和非接触点,滑动速度为 0,其余部分呈周期性线性变化。齿轮磨损时啮合力和滑动速度呈周期性变化如图 2 所示。啮合力和滑动速度具有和啮合频率相同的周期性特征,这会对滑动激励的随机振动产生调制,形成二阶循环平稳信号^[1,7-8]。因此,可以通过分析二阶循环平稳分量有效提取齿轮表面形貌演变信息,进而跟踪微观磨损进程。

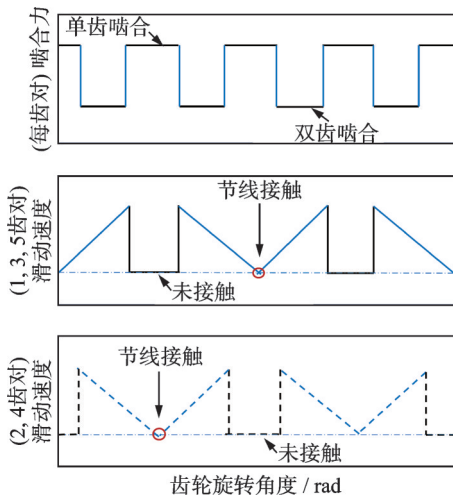


图 2 齿轮磨损时啮合力和滑动速度呈周期性变化

Fig.2 Periodic variation of contact force and sliding velocities during gear operation

通常情况下,信号的 n 阶矩部分或全部由低阶矩生成,低阶矩的性质也会传递给高阶矩^[14]。若信号在低阶表现出循环平稳性,则该信号在高阶一定会表现出循环平稳性,低阶循环平稳信号会影响对高阶信号的分析。微观磨损激发的振动能量较低,通常先将一阶循环平稳分量去除,再对残差信号进

行二阶循环平稳分析,以排除确定性分量的干扰、准确提取微观磨损信息。

2.2 阶次跟踪分析

在实际工况中,齿轮转速往往存在一定范围的波动或变速过程,难以保持完全恒定。阶次跟踪是一种处理变转速信号的有效方法,能够基于参考轴的角度信息对时域采样的振动数据进行角度域重采样,进而消除转速变化带来的影响,有助于提取较为清晰的故障特征。

本研究所提出方法对振动信号 $x(n)$ 和转速信号 $s(n)$ 同步采样,通过对转速脉冲信号进行基线校正与上升沿检测,获取精确的转角信息。在此基础上构建实际角度序列及等间隔角度序列,利用插值算法对时域振动信号进行角度重采样,将其从时间域映射至角度域,实现阶次跟踪。

2.3 离散/随机分离

离散/随机分离是对自参考自适应噪声消除(self-adaptive noise cancellation, 简称 SANC)方法的改进。对原始振动信号,用长度为 N 的窗函数截取主振动信号 $y(t)$ 和延迟振动信号 $z(t)$,分别作为输入和输出。图 3 为离散/随机分离技术示意图。若信号中存在确定性分量,则主振动与延迟振动之间存在高度相关性,据此能够预测并提取出信号中的确定性组分^[15]。

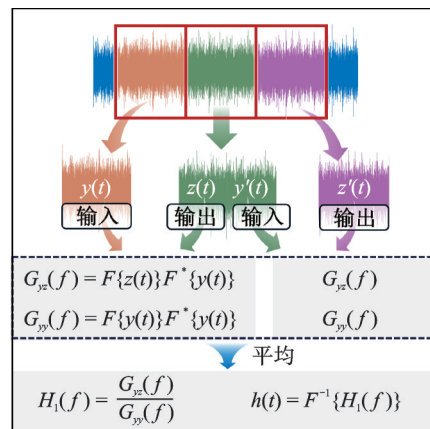


图 3 离散/随机分离技术示意图

Fig.3 Schematic diagram of discrete/random separation

主振动信号和延迟振动信号之间的频响函数可表示为

$$H_1(f) = \frac{G_{zc}(f)}{G_{yy}(f)} \quad (1)$$

其中: $G_{zc}(f)$ 为输入与输出信号的互谱; $G_{yy}(f)$ 为

输入信号的自谱。

对式(1)做Fourier逆变换,得到

$$h(t) = F^{-1}\{H_1(f)\} \quad (2)$$

利用该传递函数可构造分离滤波器,去除信号中的周期性分量,得到包含表面形貌信息的残差信号^[12,15-16]。

2.4 基于似然比检验的指标构建方法

机械设备运行异常时,其振动信号常表现出非高斯性(如脉冲增加)或非平稳性(如二阶循环平稳)。传统的健康指标虽能反映异常,但难以区分这两类不同性质的故障特征,在复杂工况下可靠性降低。针对这一问题,Antoni等^[10]提出一种基于似然比检验的统计方法,根据特定信号特征设计监测指标,能够有效区分非高斯性和非平稳性。

2.4.1 似然比检验

对于原假设 H_0 和备择假设 H_1 , H_0 表示设备正常, H_1 表示信号中存在故障所对应的统计特性^[10],即

$$\begin{cases} H_0: x \sim p_x(x|H_0, \theta_0) \\ H_1: x \sim p_x(x|H_1, \theta_1) \end{cases} \quad (3)$$

其中: X 为概率密度函数的下标,表示统计随机过程; θ_0 和 θ_1 为对应假设 H_0 和 H_1 的参数集; $x = [x(0), x(1), \dots, x(L-1)]^T$,为包含整个采样信号序列的列向量。

对该假设检验问题,需要对比信号 x 更符合原假设 H_0 还是备择假设 H_1 ,即通过样本决定是否拒绝 H_0 。广义似然比(generalized likelihood ratio,简称GLR)定义为

$$\Lambda(x) = \frac{\sup_{\theta_1} p_x(x|H_1, \theta_1)}{\sup_{\theta_0} p_x(x|H_0, \theta_0)} = \frac{p_x(x|H_1, \widehat{\theta}_1)}{p_x(x|H_0, \widehat{\theta}_0)} \quad (4)$$

其中: $\widehat{\theta}_1$ 和 $\widehat{\theta}_0$ 分别为 θ_1 和 θ_0 的最大似然估计(maximum-likelihood estimates,简称MLEs)。

2.4.2 指标构建方法

齿轮微观磨损对应于周期性调制的随机振动。该信号由大量独立随机因素共同作用产生,可认为样本独立同分布且零均值。对式(4)取对数值,得到

$$\ln \Lambda(x) = \sum_{n=0}^{L-1} \ln p_x(x(n)|H_1, \widehat{\theta}_1) - \sum_{n=0}^{L-1} \ln p_x(x(n)|H_0, \widehat{\theta}_0) \stackrel{\text{def}}{=} \mathcal{L}_{\mathcal{H}_1}(x) - \mathcal{L}_{\mathcal{H}_0}(x) \quad (5)$$

其中: x 为信号在特定时间点的标量幅值; $\mathcal{L}_{\mathcal{H}}(x)$ 为信号 x 的对数似然。

在此基础上,定义状态监测指标^[10]为

$$I_{H_1/H_0}(x) \stackrel{\text{def}}{=} \kappa \cdot \frac{\mathcal{L}_{\mathcal{H}_1}(x) - \mathcal{L}_{\mathcal{H}_0}(x)}{L} \geq 0 \quad (6)$$

其中: L 为信号长度; κ 为校准因子,用于归一化并简化指标表达式。

基于式(6),可根据特定的概率分布构建相应的状态监测指标。

2.4.3 非高斯性假设下的齿轮磨损监测指标

实际工况下,齿轮振动信号常受到冲击、噪声等干扰,非高斯噪声会掩盖微弱的循环平稳特征,影响对齿轮磨损的监测和评估。因此,需在广义高斯分布框架下建立磨损监测指标,以增强其对实际复杂工况的监测有效性。

零均值的广义高斯分布为

$$p_x(x; \eta, \beta) = \frac{\beta}{2\eta\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} e^{-\left(\frac{|x|}{\eta}\right)^\beta} \stackrel{\text{def}}{=} \mathcal{GN}(x; 0, \eta, \beta) \quad (7)$$

其中: β 为形状参数; η 为尺度参数。

β 控制分布的形状,当 $\beta=2$ 时,为零均值的高斯分布;当 $\beta=1$ 时,为拉普拉斯分布;当 $\beta \rightarrow \infty$ 时,趋于均匀分布。

形状参数 β 与尺度参数 η 的关系式为

$$\eta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(3/\beta)}} \quad (8)$$

原假设 H_0 描述广义高斯平稳信号,备择假设 H_1 描述广义高斯循环平稳信号,此时表示为

$$\begin{cases} H_0: x \sim \mathcal{GN}(x; 0, \eta, \beta) \\ H_1: x \sim \mathcal{GN}(x; 0, \eta(n), \beta) \end{cases} \quad (9)$$

H_1 中 $\eta(n)$ 以 N 为周期变化。根据式(6),此时的状态指标为

$$I_{\text{GGCS/GGS}}(x) = 2 \left\langle \ln \left[\frac{\langle s^{\widehat{\beta}_0}(n) \rangle_{\widehat{\beta}_0}^{\frac{1}{\widehat{\beta}_0}}}{(s^{\widehat{\beta}_1}(n))^{\frac{1}{\widehat{\beta}_1}}} \right] \right\rangle + 2C(\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1) \quad (10)$$

其中: $\widehat{\beta}_0$ 和 $\widehat{\beta}_1$ 分别为形状参数 β_0 和 β_1 的最大似然估计; $\langle \cdot \rangle$ 表示时间平均运算。

$s^{\widehat{\beta}}(n)$ 和 $C(\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1)$ 分别为

$$s^{\widehat{\beta}}(n) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |x(n+kN)|^{\widehat{\beta}} \quad (11)$$

$$C(\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1) = \ln \left(\frac{(\widehat{\beta}_0)^{\frac{1}{\widehat{\beta}_0}-1} \Gamma\left(\frac{1}{\widehat{\beta}_0}\right)}{(\widehat{\beta}_1)^{\frac{1}{\widehat{\beta}_1}-1} \Gamma\left(\frac{1}{\widehat{\beta}_1}\right)} \right) + \left(\frac{1}{\widehat{\beta}_0} - \frac{1}{\widehat{\beta}_1} \right) \quad (12)$$

当形状参数已知、相等或为常数时, $C(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$ 项可以删除, 此时式(10)简化为

$$I'_{GGCS/GGS}(\mathbf{x}) = 2 \left\langle \ln \left[\frac{\langle s^{\hat{\beta}_0}(n) \rangle^{1/\hat{\beta}_0}}{(s^{\hat{\beta}_1}(n))^{1/\hat{\beta}_1}} \right] \right\rangle \quad (13)$$

假设 $\hat{\beta}_0 \approx \hat{\beta}_1$, 则式(13)可进一步简化为

$$I'_{GGCS/GGS}(\mathbf{x}) \approx \frac{2}{\hat{\beta}} \left\{ \ln \langle s^{\hat{\beta}}(n) \rangle - \langle \ln s^{\hat{\beta}}(n) \rangle \right\} \quad (14)$$

该指标可视为统计意义下最优似然比指标的简

化形式。通过引入形状参数 β , 能够有效表征信号在非高斯干扰下的循环平稳性, 相较于传统循环平稳指标表现出更好的鲁棒性。

3 所提出方法

为了实现非高斯工况下齿轮磨损的在线监测, 笔者提出了一种在非高斯成分干扰下精准提取微弱非平稳磨损特征的监测方法框架, 如图 4 所示。

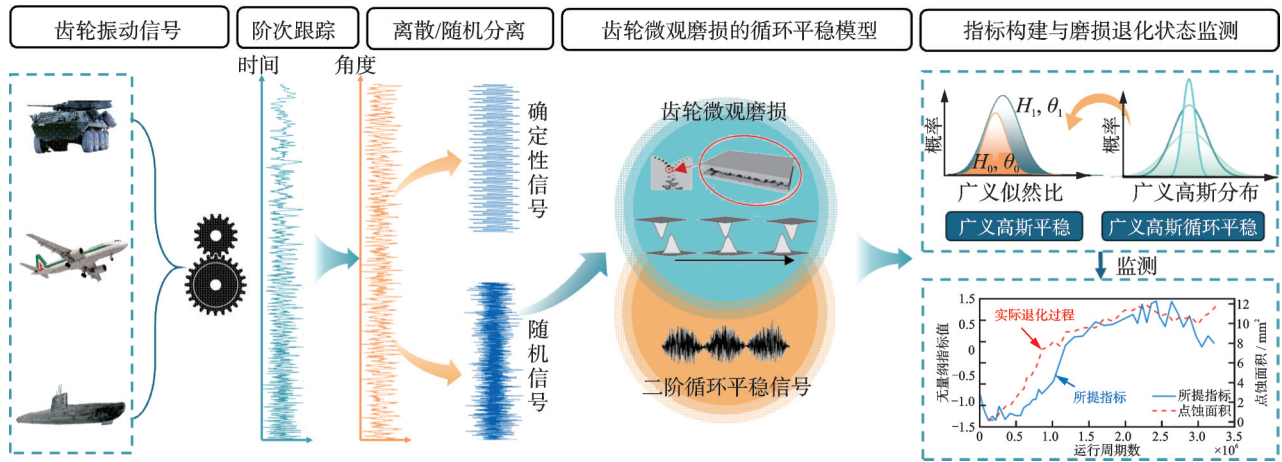


图 4 在非高斯成分干扰下精准提取微弱非平稳磨损特征的监测方法框架

Fig.4 Framework of the proposed gear wear monitoring method

笔者所提出的齿轮传动系统磨损退化监测方法流程如图 5 所示。首先, 采用阶次跟踪技术对原始振动信号进行预处理, 用来消除因转速波动引起的非平稳效应; 其次, 通过 DRS 去除确定性分量, 提取包含磨损信息的随机性分量。由于残差信号的形状参数 β 未知, 需先进行参数估计, 再计算相应指标。在经典的广义高斯分布参数估计方法中, 最大似然估计的方差最小、估计精度最优, 但计算较为复杂, 且存在初值敏感等收敛性问题。为了在保证精度的同时满足在线监测的实时性要求, 笔者采用一种矩估计约束的混合 EM 算法, 通过式(8)快速确定尺度参数 η 的搜索范围, 再通过对数似然函数优化形状参数。该方法简化了迭代过程中的尺度参数更新过程, 有效降低了计算复杂度, 能够在计算效率与估计精度之间实现良好的平衡。在此基础上计算状态监测指标 $I_{GGCS/GGS}$, 基于各时段的指标值进行齿轮磨损跟踪。期望步: 固定当前参数估计值 $\hat{\beta}$, 根据式(8)得到 η 值; 最大化步: 将 η 估计值代入对数似然函数, 求解 β 最大似然估计值。

所提出方法相较于传统磨损监测方法, 在存在强非高斯噪声的实际工况下, 仍能实现对齿轮磨损

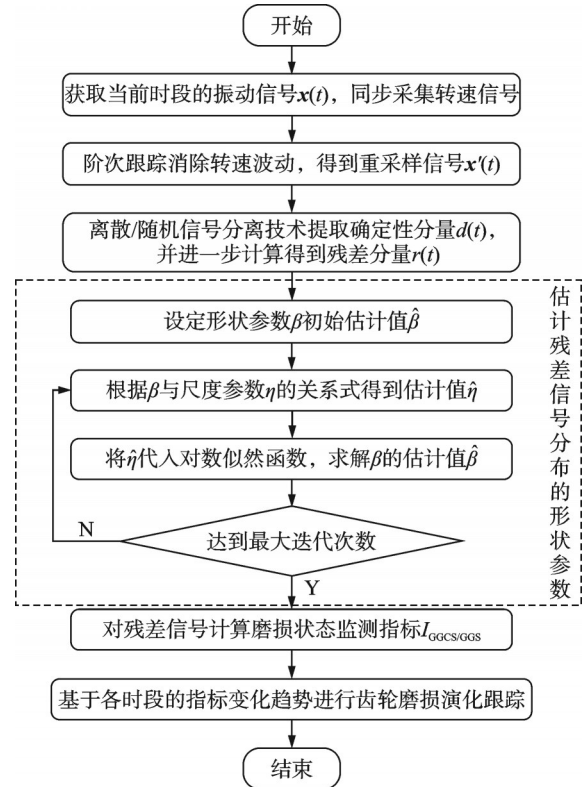


图 5 齿轮传动系统磨损退化监测方法流程

Fig.5 Flowchart of the proposed method

特征的鲁棒识别与连续跟踪。为验证其有效性,笔者基于齿轮全寿命加速磨损实验数据,从特征敏感性、退化轨迹一致性及预警时效性等方面对该方法的监测性能进行系统分析与验证。

4 实验

4.1 实验设置

笔者采用新南威尔士大学 Gear wear run-to-failure dataset 数据集^[17]进行验证,实验台全局与内部结构如图6所示。

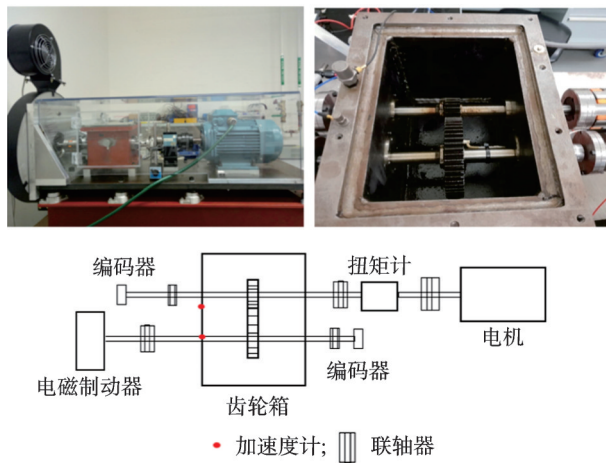


图6 实验台全局与内部结构

Fig.6 Overall and detailed view of the test rig

齿轮箱包括输入轴和输出轴,轴上安装模数为2的渐开线直齿轮,其中,主动齿轮的齿数为19,从动齿轮的齿数为52。两齿轮均由低碳钢(JIS S45C)制成。输入轴由一台4 kW电机驱动,其转速通过变频器调控,并串联扭矩传感器以监测系统实时扭矩;输出轴连接制动器,用于施加负载。两轴末端安装编码器以采集转速信号,振动传感器安装在齿轮箱壳体的顶部。用润滑实验模拟疲劳点蚀退化状态,持续时间约为67 h 16 min,大约每隔5 min采集一次振动信号,每次采集时间持续11 s。输入轴转速设置为16 Hz和20 Hz,制动负载为20 N·m,使用油浴润滑,油的运动黏度为146 mm²/s。

为模拟冲击噪声干扰导致的非高斯特性,基于 α 稳定分布创建非高斯噪声,作为加性噪声引入原数据集。 α 稳定分布由其特征函数给出,即

$$\varphi(t) = \exp \{ j\delta t - \gamma |t|^\alpha [1 + j\mu \operatorname{sgn}(t)\omega(t, \alpha)] \} \quad (15)$$

其中: α 、 μ 、 γ 和 δ 分别为特征指数、对称参数、分散系数和位置参数。

$$\omega(t, \alpha) = \begin{cases} \tan\left(\frac{\alpha\pi}{2}\right) & (\alpha \neq 1) \\ \frac{2}{\pi} \log|t| & (\alpha = 1) \end{cases} \quad (16)$$

$$\operatorname{sgn}(t) = \begin{cases} 1 & (t > 0) \\ 0 & (t = 0) \\ -1 & (t < 0) \end{cases} \quad (17)$$

当 $\alpha < 2$ 时,信号呈现非高斯特性,能够较为准确地描述实际系统中存在的冲击噪声、瞬态干扰等非高斯现象。通过Chambers-Mallows-Stuck方法生成 α 稳定分布噪声^[18]的参数设置如表1所示。

表1 生成 α 稳定分布噪声的参数设置

Tab.1 Parameters for generating α -stable distribution-based noise

参数	α	μ	γ	δ
数值	1.7	0	0.2	0

按照所提出方法,使用阶次跟踪分析和DRS技术进行信号预处理,在此基础上绘制基于 $I_{GGCS/GGS}$ 的齿轮磨损跟踪图,观察指标变化趋势。为验证该方法的有效性和优越性,选取经典的齿轮磨损状态监测指标和基于循环平稳分析的监测指标进行对比分析。

1) 均方根(root mean square, 简称RMS):反映信号的能量和振幅变化。齿轮磨损会导致振动加剧、能量增加,可采用均方根监测齿轮磨损演变过程。

2) 峰度:反映数据分布的波峰尖锐程度,能够表征信号中的非高斯行为,对早期故障有较好的敏感性和检测能力。在本实验中,该指标同时用于评估非高斯干扰对原始信号及相关监测指标的影响。

3) 二阶循环平稳性指标:衡量二阶循环平稳性程度的指标^[19-20],其计算式为

$$ICS2_{A_h, H} = \frac{\sum_{h=1}^H \max_{n \in A_h} (|\operatorname{SES}[n]|^2)}{|\operatorname{SES}[0]|^2} \quad (18)$$

其中: $\operatorname{SES}[n]$ 为平方包络谱; A_h 为第 h 个循环频率集合; H 为谐波阶数。

4) 循环含量比(ratio of cyclic content, 简称RCC):对故障频带内的平方包络谱进行归一化,根据特定循环频率成分在总能量中的占比得到指标^[21],其计算式为

$$RCC_{p, q}^{l, h} = \frac{\sum_{k=p}^q \operatorname{SES}_{l, h}[k]}{\sum_{k=0}^{h-l} \operatorname{SES}_{l, h}[k]} \quad (19)$$

其中: k 为循环频率索引; (p, q) 为所关注的循环频

率范围; (l, h) 为全体循环频率范围。

本研究中的循环平稳指标 $I_{GGCS/GGS}$ 与经典循环平稳指标的核心差异如表 2 所示。相较于 ICS2 和 RCC 等传统指标, $I_{GGCS/GGS}$ 指标在信号统计特性偏离高斯假设的条件下,仍能有效提取齿轮振动中的循环平

稳成分,且对非高斯噪声和脉冲干扰表现出更强的鲁棒性。在计算效率方面,由于 $I_{GGCS/GGS}$ 指标保持了适中的时间复杂度,能够满足工程实际中对实时监测的需求,因此可作为齿轮磨损实时监测的有效指标。

表 2 $I_{GGCS/GGS}$ 与经典循环平稳指标的核心差异

Tab.2 Key differences between $I_{GGCS/GGS}$ and classical cyclostationary indicators

指标	指标构建原理	抗干扰性能	时间复杂度表达形式
$I_{GGCS/GGS}$	基于广义高斯分布和广义似然比	强:基于广义高斯分布构建指标,引入形状参数 β 以抑制脉冲噪声影响,提高鲁棒性	$O(M_{EM} \cdot M_{inner} \cdot L)$ 其中: M_{EM} 为EM算法外层迭代次数; M_{inner} 为内层迭代次数; L 为信号长度
RCC	循环频率能量与总能量之比	弱:非高斯干扰会影响能量分布,导致比值失真	$O(M \cdot L)$ 其中: M 为滤波器阶数; L 为信号长度
ICS2	基于二阶循环统计量或包络分析	弱:基于二阶循环统计量的经典循环平稳分析方法,受非高斯噪声干扰明显	$O(L \log L)$ 其中: L 为信号长度

4.2 实验结果

在齿轮磨损退化状态监测研究中,现有数据集多建立在理想工况条件下。为更真实地模拟工业现场中的复杂干扰,本研究引入了非高斯干扰成分,使数据的概率分布呈现显著偏移,表现出明显的非高斯特性。对于原数据集和叠加非高斯噪声后的数据集,分别计算不同情况下形状参数 β 的最大似然估计值,如表 3 所示。在叠加非高斯噪声后, β 的估计值显著降低,表明数据集已经偏离高斯分布。

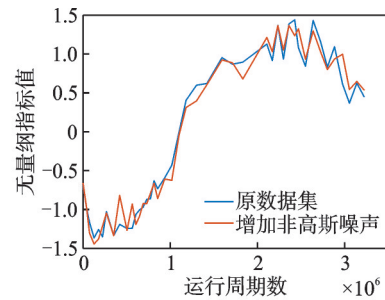
表 3 不同情况下形状参数 β 的最大似然估计值

Tab.3 MLEs of shape parameter β under different conditions

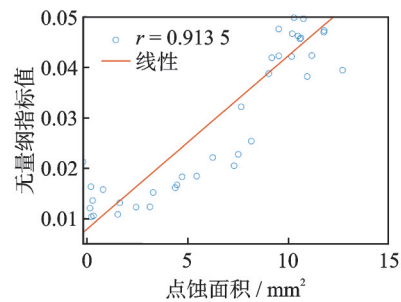
类型	16 Hz	20 Hz
原数据集	1.866 8	1.994 8
叠加非高斯噪声后的数据集	1.429 5	1.590 5

图 7 为基于 $I_{GGCS/GGS}$ 的齿轮磨损跟踪图及其与点蚀面积的相关性分析。按照所提方法,对原数据集和叠加非高斯噪声的数据集绘制齿轮磨损跟踪图,如图 7(a)、(d)所示。在 16 Hz 和 20 Hz 转速条件下,基于 $I_{GGCS/GGS}$ 得到的图线表现出良好的趋势性,随着磨损进行,整体呈稳定上升趋势。在引入非高斯干扰后,其性能基本保持一致,表明其具备较好的磨损跟踪效果和较强的抗干扰能力。同时,图像的整体走向与齿轮磨损的实际物理过程相吻合。在齿轮运行初期,表面存在少量微凸体。随着磨损进行,齿轮之间的跑合使齿面更加光亮并逐渐趋于平整,

因此先出现小幅下降。当齿轮表面的微凸体被磨平后,实际接触面积增大,磨损加剧且磨损量上升,指标随之呈现快速上升趋势。在齿轮磨损后期,随着

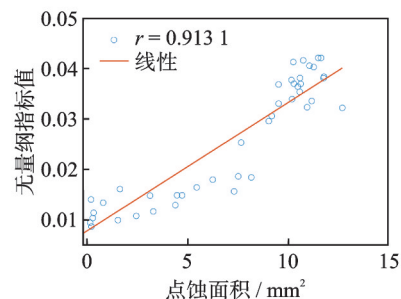


(a) 16 Hz转速下齿轮磨损跟踪图
(a) Gear wear monitoring at 16 Hz



(b) 16 Hz原数据集的相关分析

(b) Correlation analysis for original dataset at 16 Hz



(c) 16 Hz增加非高斯噪声的相关性分析

(c) Correlation analysis after adding non-Gaussian noise at 16 Hz

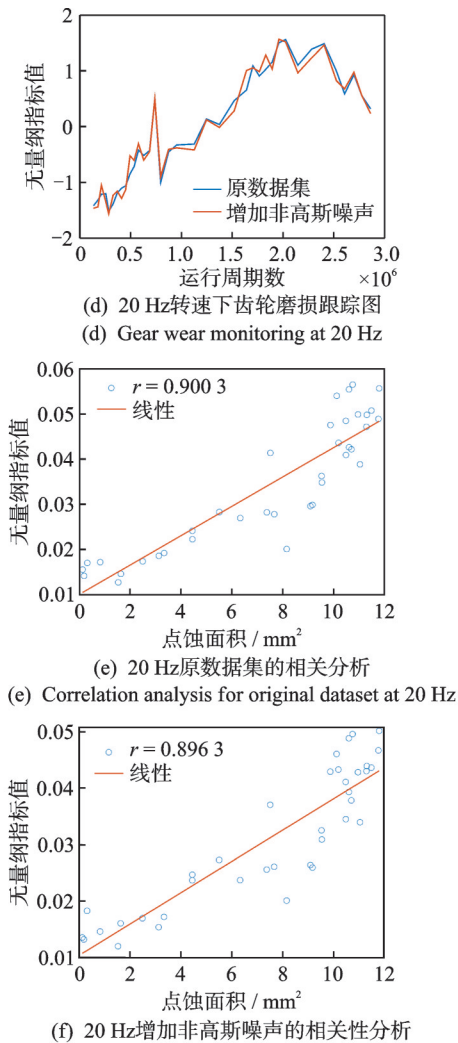


图7 基于 $I_{GGCS/GGS}$ 的齿轮磨损跟踪图及其与点蚀面积的相关性分析

Fig.7 Gear wear monitoring based on $I_{GGCS/GGS}$ and its correlation with the pitted area

磨损进行到一定程度,磨损区域扩展,微观磨损向宏观转变,此时磨损趋于平稳或发生小幅下降。

为进一步定量验证所提出方法的有效性,对 $I_{GGCS/GGS}$ 指标和实际点蚀面积进行了相关性分析,如图7(b)~(c)、(e)~(f)所示。结果表明,在齿轮磨损退化过程中, $I_{GGCS/GGS}$ 与实际点蚀面积之间存在较高的相关性。对于原始数据集,在16 Hz和20 Hz转速条件下,其相关系数分别为0.913 5和0.900 3。引入非高斯干扰后,相关系数虽略有下降,但仍稳定在0.9左右,表明所提出方法能够较为准确地拟合齿轮磨损的实际变化趋势,从而验证了该方法在多工况齿轮磨损退化状态监测方面的适用性和稳定性。

4.3 指标对比

选取经典磨损监测指标和基于循环平稳的监测

指标,基于原数据集和非高斯干扰下的数据集进行趋势对比分析,同时计算各指标与齿面实际点蚀面积的相关系数。不同情况下各指标与点蚀面积的相关系数如表4所示。

表4 不同情况下各指标与点蚀面积的相关系数

Tab.4 Correlation coefficients between different indicators and pitting area under different conditions

选用 指标	16 Hz		20 Hz	
	原数据集	非高斯干扰	原数据集	非高斯干扰
所提方法	0.913 5	0.913 1	0.900 3	0.896 3
RMS	0.207 7	0.218 8	0.933 7	0.875 8
ICS2	0.894 8	0.063 2	0.886 0	0.201 0
RCC	0.877 1	0.233 6	0.848 5	0.129 8
峰度	0.811 9	0.128 2	-0.842 8	0.207 0

结果表明,所提方法在不同条件下均能够保持准确且稳定的磨损跟踪性能。相比之下,经典监测指标(RMS和峰度)在不同情况下的相关系数存在显著波动,而传统循环平稳指标(ICS2和RCC)在原数据集中虽能较好地反映磨损演化趋势,但在引入强非高斯干扰后,其相关系数显著下降,表明该类指标抗干扰能力有限,难以适应复杂多变的工况条件。上述结果进一步验证了指标抗干扰性能分析的正确性与合理性。

在此基础上,选取 $I_{GGCS/GGS}$ 、RMS、ICS2和RCC指标基于原数据集绘制齿轮磨损跟踪图。图8为不同情况下齿轮磨损监测指标对比分析。经标准化处理后进行趋势对比分析,如图8(a)、(d)所示,其中, $I_{GGCS/GGS}$ 、ICS2和RCC具备较好的趋势性,能稳定跟踪齿轮磨损进程。在20 Hz工况下,RMS指标虽具有一定响应,但其波动较为显著,如图8(d)所示,尤其在16 Hz试验初期,该指标出现大幅下降,如图8(a)所示,表明其难以稳定表征齿轮磨损状态。综合分析表明,循环平稳性指标在磨损状态跟踪中表现出更优的稳定性和一致性,相较于经典监测指标具有明显优势。

引入非高斯干扰后,基于各指标绘制齿轮磨损跟踪对比图,如图8(b)、(e)所示,可以观察到,在非高斯噪声干扰下,ICS2和RCC的性能显著下降甚至趋于失效。此外,峰度图线出现明显尖峰,反映出明显的冲击影响,而ICS2在相应位置也出现不同程度的显著波动,如图8(c)、(f)所示。相比之下, $I_{GGCS/GGS}$ 受非高斯噪声影响较小,仍维持原变化趋势。相较于其他循环平稳指标, $I_{GGCS/GGS}$ 在强脉冲干扰下仍能保持较好的磨损监测效果,在非高斯性工况下展现出明显优势。

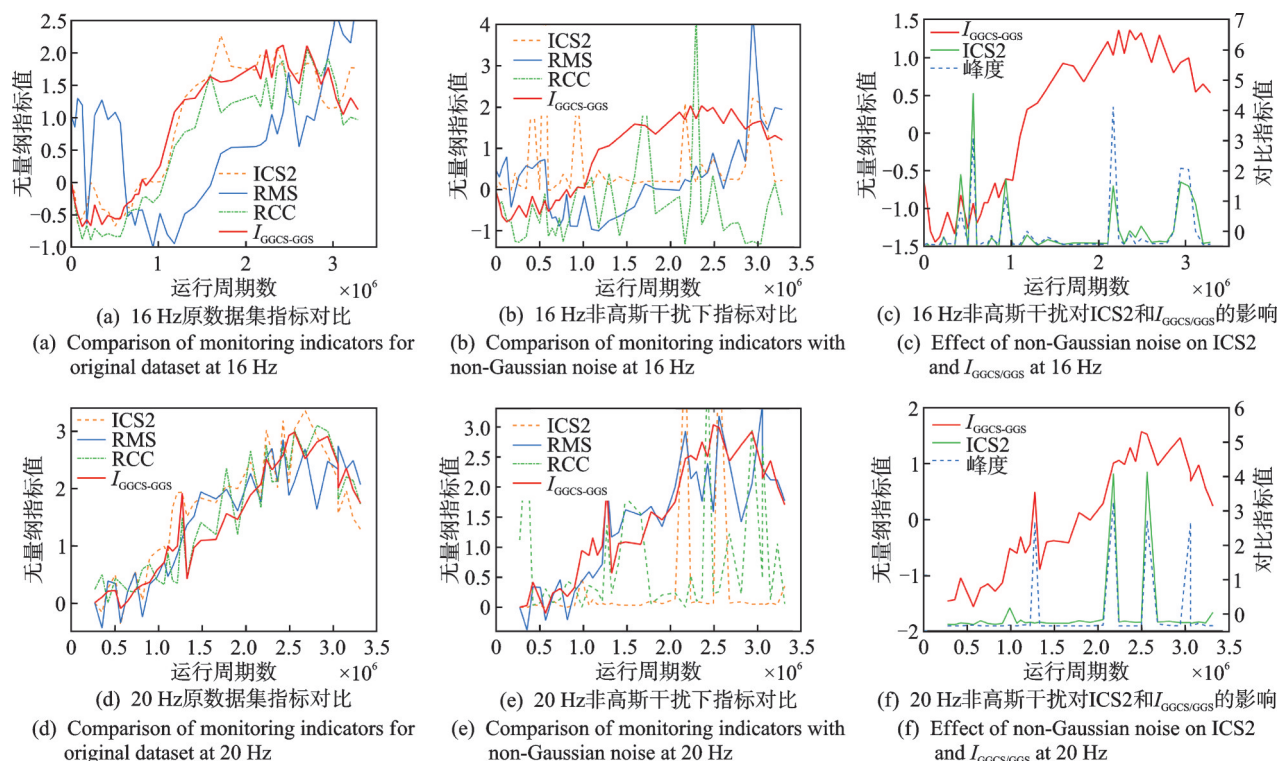


图8 不同情况下齿轮磨损监测指标对比分析

Fig.8 Comparison of monitoring indicators under different conditions

5 结论

1) 明确了宏观磨损与一阶循环平稳分量、微观磨损与二阶循环平稳分量的内在关联,为基于振动信号的磨损状态监测提供了理论依据。

2) 通过阶次跟踪与离散/随机分离的协同预处理,有效抑制了转速波动和确定性分量的干扰,实现了强噪声背景下微弱磨损特征的增强与提取。

3) 基于 $I_{GGCS/GGS}$ 构建齿轮磨损状态监测方法框架,经实验验证,该方法在非高斯工况下保持良好的效果。与现有的监测指标相比,所提出方法能够有效抑制非高斯成分的干扰,在复杂工况下实现更稳定、可靠的磨损状态监测。

4) 尽管本研究已在多组转速条件下验证了该方法的有效性,但面对实际工业场景中复杂多变的工况,其泛化能力仍需进一步研究,以全面提升该方法的泛化性与工程适用性。

参 考 文 献

- [1] FENG K, SMITH W A, BORGHESEANI P, et al. Use of cyclostationary properties of vibration signals to identify gear wear mechanisms and track wear evolution [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 150: 107258.
- [2] BACHAR L, MATANIA O, COHEN R, et al. Anomaly detection of gear wear: introducing a novel health indicator through experimentation and physical investigation[J/OL]. *Structural Health Monitoring-An International Journal*, 2025; 15(2025-01-13)[2025-11-10]. <https://scispace.com/papers/anomaly-detection-of-gear-wear-introducing-a-novel-health-27dp494y3whk>
- [3] HU C Q, SMITH W A, RANDALL R B, et al. Development of a gear vibration indicator and its application in gear wear monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016(76/77): 319-336.
- [4] GAO J H, WANG Y R. Vibration-based gear wear area monitoring for quantitative assessment of wear severity under variable speed conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 224: 112213.
- [5] 王子博, 李宏坤, 张孔亮, 等. 基于稀疏引导 IEWT-MOMEDA 的行星齿轮箱微弱故障检测[J]. *振动、测试与诊断*, 2025, 45(5): 961-968.
WANG Zibo, LI Hongkun, ZHANG Kongliang, et al. Detection of planetary gearbox weak fault based on sparsity-guided IEWT-MOMEDA[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2025, 45(5): 961-968. (in Chinese)
- [6] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023,

- 182: 109605.
- [7] YANG Y Z, SMITH W A, BORGHESANI P, et al. Detecting changes in gear surface roughness using vibration signals[C]//Proceedings of the Acoustics Conference. Hunter Valley, NSW, Australia: Hunter Coustics Alley, 2015: 1-10.
- [8] FENG K, NI Q, BEER M, et al. A novel similarity-based status characterization methodology for gear surface wear propagation monitoring[J]. Tribology International, 2022, 174: 107765.
- [9] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A novel vibration indicator to monitor gear natural fatigue pitting propagation [J]. Structural Health Monitoring International Journal, 2023, 22(5): 3126-3140.
- [10] ANTONI J, BORGHESANI P. A statistical methodology for the design of condition indicators[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 290-327.
- [11] WODECKI J, MICHALAK A, WYŁOMAŃSKA A, et al. Influence of non-Gaussian noise on the effectiveness of cyclostationary analysis-simulations and real data analysis[J]. Measurement, 2021, 171: 108814.
- [12] FENG K, JI J C, LI Y F, et al. A novel cyclic-currentropy based indicator for gear wear monitoring[J]. Tribology International, 2022, 171: 107528.
- [13] 何清波, 李天奇, 彭志科. 旋转机械故障诊断中的振动信号模型综述[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(4): 629-639.
HE Qingbo, LI Tianqi, PENG Zhike. Vibration signal models in rotating machinery fault diagnosis: a review [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(4): 629-639. (in Chinese)
- [14] ANTONI J. Cyclostationarity by examples[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23 (4) : 987-1036.
- [15] MENDROK K, DZIEDZIECH K, KUROWSKI P. Detection of structural abnormality of industrial rotary machine using DRS-aided operational modal analysis [J]. Measurement, 2020, 164: 108098.
- [16] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.
- [17] FENG K, BORGHESANI P, CHANG H C, et al. Gear wear run-to-failure dataset [EB/OL]. (2021-10-04) [2025-11-27]. <https://data.mendeley.com/datasets/p2yryg9k6z/2>.
- [18] WERON R. On the chambers-mallows-stuck method for simulating skewed stable random variables[J]. Statistics & Probability Letters, 1996, 28(2): 165-171.
- [19] RAAD A, ANTONI J, SIDAHMED M. Indicators of cyclostationarity: theory and application to gear fault monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 574-587.
- [20] SMITH W A, BORGHESANI P, NI Q, et al. Optimal demodulation-band selection for envelope-based diagnostics: a comparative study of traditional and novel tools [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106303.
- [21] BORGHESANI P, PENNACCHI P, CHATTERTON S. The relationship between kurtosis-and envelope-based indexes for the diagnostic of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 43(1/2): 25-43.



第一作者简介:冯珂,男,1992年2月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为数字孪生、智能运维及大模型分析技术,涵盖数字孪生、信号处理、故障诊断和疲劳磨损分析等领域。国家级青年人才、玛丽居里学者、全球前2%顶尖科学家,曾在英属哥伦比亚大学、新加坡国立大学和帝国理工学院等任职。2023年荣获皇家物理协会会刊评选的“新锐科学家”称号。以第一作者或通信作者发表SCI论文60余篇,现担任《IEEE Transactions on Industrial Informatics》、《Information Fusion》、《IEEE Internet of Things Journal》、《Structural Health Monitoring》等国际期刊的副主编及编委。主持国家自然科学基金优秀项目(海外)、国家自然科学基金面上项目和国家重点研发计划课题等,主持的国际合作项目包括 Horizon Europe 和 UKRI 等。曾获“中国航空学会科技奖二等奖”和“振动工程学会科学技术奖二等奖”。
E-mail: kefeng@xjtu.edu.cn; ke.feng@outlook.com.au

通信作者简介:倪清,女,1994年7月生,博士、教授。主要研究方向为智能运维、大模型、物理信息神经网络、数字孪生及信号处理等。
E-mail: qing.ni@nwpu.edu.cn