

旋转机械故障诊断中的振动信号模型综述*

何清波¹, 李天奇¹, 彭志科^{1,2}

(1. 上海交通大学机械与动力工程学院 上海, 200240)

(2. 宁夏大学机械工程学院 银川, 750021)

摘要 对旋转机械振动信号进行信号处理,能够有效提取特征进行故障诊断。振动信号模型来自旋转机械运动学和动力学机理,以数学形式表达,可以指导信号处理方法的设计。随着故障机理研究和信号处理方法研究的推进,研究人员对信号模型进行了发展,并基于这些信号模型设计了相应的信号处理方法。首先,介绍了一般化的信号模型,包括周期信号模型、循环平稳信号模型、自适应谐波模型、波形函数模型、任意阶谐波模型等,以及对应的信号处理方法;其次,分别介绍定工况和变工况条件下针对轴承和齿轮的典型振动信号模型及对应信号处理方法;最后,对振动信号模型的研究发展进行总结和展望,旨在回顾旋转机械故障诊断所涉及的信号模型,并说明其在信号处理算法设计和故障诊断特征提取中的价值和意义。

关键词 旋转机械;振动信号;信号模型;信号处理;故障诊断

中图分类号 TH13;TH17;O29

引言

旋转机械常应用于能源电力、化工机械、军事装备和航空航天等对经济发展、国防安全具有重要意义的行业。随着工业信息化、智能化进程的推进,对旋转机械设备可靠性运行的要求愈发严格。因此,发展有效的旋转机械设备故障诊断与状态评估方法具有重要意义^[1-2]。

在旋转机械运行过程中,设备的振动响应包含了丰富的结构状态信息。由于振动信号便于采集、测量准确,基于振动信号分析的旋转机械故障诊断方法一直受到关注和研究。当旋转机械运行于定工况时,振动信号呈现出一定的周期性。当旋转机械运行于变转速等变工况时,信号原本的周期性受到破坏^[3-4]。无论是定工况还是变工况,都需要信号处理方法将丰富的故障特征从含噪声、受复杂多源激励干扰和传递路径影响的振动信号中提取出来,而信号模型在这一过程中发挥了重要作用。

信号模型是一种对物理世界中测量信号的数学抽象,利用较为简单的代数形式作为复杂的旋转机械振动信号的代表和简化。例如,无阻尼单自由度系统自由振动位移响应的简谐波模型,其特征包括振动幅度(幅值)、周期大小(频率)和初始时刻的位

置(初相位)。对于这样的简谐波,使用傅里叶变换可以清晰地得到其全部特征。实际的旋转机械振动信号要复杂得多,但是信号模型的意义是相同的:①信号模型来自于旋转机械故障机理,是对故障激发振动的动力学过程的数学抽象;②信号模型能够帮助研究人员抓住振动信号中的关键特征;③信号模型能够指导研究人员选择合适的信号处理方法,实现更准确高效的特征提取。因此,振动信号模型对旋转机械故障诊断具有重要的意义。

目前,针对机械故障诊断的信号处理方法研究有很多。Randall等^[5]回顾了倒谱分析方法在结构模态分析中的进展。Peeters等^[6]对比了瞬时转速估计方法。陈是杼等^[7]总结了信号分解方法在机械故障诊断中的应用。Miao等^[8]梳理了盲反卷积方法应用于机械故障诊断的历史、最新研究和未来发展方向。Zhou等^[9]针对故障激发振动的信号调制模式总结了产生机理、提取方法及应用。这些综述从各个角度总结了机械故障诊断中信号处理和特征提取方法,但针对旋转机械振动信号模型的梳理较少。事实上,随着对旋转机械故障机理的深入研究,研究人员提出了更多贴合故障振动信号实际特征、对特征提取有指导意义的信号模型。基于这些信号模型,一些更有效的信号处理手段也得到了发展。

* 国家“两机”重大专项基础研究资助项目(J2019-IV-0018-0086);国家自然科学基金创新研究群体科学基金资助项目(12121002)

收稿日期:2024-04-01;修回日期:2024-05-15

笔者主要回顾旋转机械振动信号模型,并针对旋转机械中最具代表性,也是最容易产生退化的基础件,即轴承和齿轮进行介绍。考虑到实际生产应用中旋转机械常处于变工况状态,笔者分别在定工况和变工况2种情况下介绍轴承和齿轮的振动信号模型。

1 一般化信号模型

1.1 周期信号模型

周期信号模型是有限个简谐波的叠加,表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K a_k \cos(2\pi f_k t + \theta_k) \quad (1)$$

其中:每个谐波分量都具有3个属性,即幅值 a_k 、频率 f_k 和初相位 θ_k 。

当谐波分量的频率存在有限的最小公倍数时称为周期信号模型,当最小公倍数无穷大时,称为准周期信号模型。该模型描述的分量称为确定性分量,其在频谱上呈现为一种离散分布。

1.2 循环平稳信号模型

循环平稳信号模型来自于随机过程理论,是指信号的统计特征随时间周期性变化。从宽泛的意义上讲,如果随机过程的一阶矩或期望以 T 为周期,即

$$m_x(t) = E[x(t)] = m_x(t+T) \quad (2)$$

则被称为一阶循环平稳过程。

类似的,当信号的期望具有周期性,其自相关函数也具有周期性时,即

$$R_{2r}(t, \tau) = E[x(t+\tau)x(t)] = R_{2r}(t+T, \tau) \quad (3)$$

则被称为二阶循环平稳过程。

假设 $R_{2r}(t, \tau)$ 的傅里叶展开能够收敛到 $R_{2r}(t, \tau)$,即

$$R_{2r}(t, \tau) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} R_{2r}^{n/T}(\tau) e^{j2\pi \frac{n}{T} t} \quad (4)$$

循环自相关函数为

$$R_{2r}^{n/T}(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} R_{2r}(t, \tau) e^{-j2\pi \frac{n}{T} t} dt \quad (5)$$

其中: n/T 为循环频率。

如果循环频率不是严格的比例关系,此时自相关函数可以表示为

$$R_{2r}(t, \tau) = \sum_{\alpha \in A} R_{2r}^{\alpha}(\tau) e^{j2\pi \alpha t} \quad (6)$$

其中: A 为循环频率的集合。

在循环频率 α 处的循环自相关函数表示为

$$R_{2r}^{\alpha}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} R_{2r}(t, \tau) e^{-j2\pi \alpha t} dt \quad (7)$$

循环自相关函数关于时延变量 τ 的傅里叶变换

$$\hat{R}_{2r}^{\alpha}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{2r}^{\alpha}(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (8)$$

被称为循环频率 α 处的循环谱,又称为谱相关密度函数。循环谱表示了处于 f 和 $f-\alpha$ 的2个频率成分统计相关性的时间平均^[10-11]。

1.3 自适应谐波模型

周期信号和循环平稳信号可以认为是非平稳信号的特例。在一些非平稳信号分析方法中,引入了一定的经验性假设来描述非平稳信号。例如,经验模态分解中定义本征模态函数满足2个条件^[12]:①信号在整个采样尺度上极值点数目和过零点数目相等或最多相差一个点;②任意时刻由局部极大值组成的上包络线和局部极小值组成的下包络线的均值为0。经验模态分解方法进一步根据这2个条件迭代,将信号分解为一系列本征模态函数和残差。该方法完全由数据驱动,具有较好的自适应性^[13-14]。

Daubechies等^[15]将本征模态函数的定义修改为

$$x_k(t) = a_k(t) \cos(2\pi \phi_k(t)) \quad (9)$$

其中: $a_k(t) > 0$,为瞬时幅值; $\phi_k(t)$ 为瞬时相位。

信号整体可以建模为本征模态函数的和

$$x(t) = \sum_{k=1}^K x_k(t) \quad (10)$$

各本征模态函数的瞬时频率表示为

$$f_k(t) = \phi_k'(t) > 0 \quad (11)$$

该模型被称为自适应谐波模型,其瞬时频率和瞬时幅值与信号相适应。一般而言,瞬时幅值和瞬时频率的变化应远小于瞬时相位的变化,这意味着在一个较小的时间窗口内,信号可以近似认为是幅值为 $a_k(t)$ 、频率为 $f_k(t)$ 的简谐波。

对于自适应谐波模型中具有时变特性的分量,一个有效的分析手段是获得信号的时频分布^[4]。为了提升分析的准确性,研究多集中于获得能量聚集性更强的时频分布。文献[15-16]提出了同步压缩变化,将传统时频分布中的能量向时频脊线压缩,从而提升时频分布的能量集中性并实现分量分解。为了提升对强时变信号分量的分解效果,文献[17-18]将同步压缩变换中的零阶瞬时频率估计算子扩展到高阶,成功应用在自然界中存在的强调频信号。文献[19-21]使用多项式等参数化函数,对信号的瞬时频率进行建模,通过对瞬时频率的调制作用构建瞬时频率的旋转算子和平移算子,提升分量在时频上的能量聚集性。Wang等^[22-23]通过匹配解调的方式,

逐步降低调频分量的调频程度来估计分量的瞬时频率,并提升时频能量集中性。

还有一些研究聚焦于获得少量分量的时域波形。针对具有紧支撑傅里叶谱的分量,Gilles^[24]提出了经验小波变换方法,通过将信号分量划分到不同频段,并在每个频段上构造小波滤波器实现信号分解。Dragomiretskiy等^[25]提出了变分模态分解方法,将分量分解问题构造为变分优化问题,在求解过程中迭代估计信号分量和中心频率。由于依赖信号分量的窄带假设,经验小波变换和变分模态分解方法都只适用于频带不重叠的信号分量。为了适应复杂瞬时频率变化,Feng等^[26]迭代地将各个分量解调至基频进行低通滤波。Chen等^[27]利用傅里叶基函数对信号的瞬时幅值进行建模,利用优化方法估计各个分量的时域波形。作为变分模态分解的非线性扩展,Chen等^[28]构建了非线性调频分量变分优化模型,能够迭代重构信号的瞬时幅值并逐步改善瞬时频率的估计结果。需要说明的是,自适应谐波模型比较泛化,部分算法在实际设计中要求任意2个分量的瞬时频率在时频域内足够远,部分算法在处理紧邻分量甚至交叉分量上具有优势。总体来说,自适应谐波模型对瞬时频率的限制较少。

1.4 波形函数模型

考虑到自然界中大量的信号具有一定的波形,Wu^[29]提出了波形函数模型,表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K a_k(t) s_k(\phi_k(t)) \quad (12)$$

其中: $a_k(t) > 0$; $\phi'_k(t) > 0$,且 $a_k(t)$ 和 $\phi'_k(t)$ 的变化远慢于 $\phi_k(t)$ 的变化。

波形函数模型是自适应谐波模型的一种推广,将其中的简谐波函数扩展为一般的周期函数。假设信号中不含直流分量,每个波形函数可以利用其傅里叶展开表示为

$$s_k(t) = \sum_{l=1}^{\infty} \alpha_{k,l} \cos(2\pi lt) + \beta_{k,l} \sin(2\pi lt) = \sum_{l=1}^{\infty} a_{k,l} \cos(2\pi lt + \theta_{k,l}) \quad (13)$$

时变波形函数可以表示为

$$s_k(\phi_k(t)) = \sum_{l=1}^{\infty} a_{k,l} \cos(2\pi l\phi_k(t) + \theta_{k,l}) \quad (14)$$

各个谐波分量的瞬时频率都是波形函数基频分量的整数倍。相比于自适应谐波模型,波形函数模型中的每个分量都包含了若干个本征模态函数,减少了表示信号所需要的项。

Wu^[29]指出,同步压缩变换能有效处理符合波形函数模型的信号,例如心电图信号和呼吸信号。为了对多个不同波形函数的组合进行分析,Iatsenko等^[30]提出了非线性模态分解方法,迭代利用时频分布脊线估计各个波形函数的基频,从所有可能的谐波分量中识别真实存在的谐波。为了应对波形函数在不同周期发生变化的情况,Colominas等^[31]将式(14)泛化表示为

$$|\phi'_{k,l} - l\phi'_{k,1}| \leq \varepsilon\phi'_{k,1} \quad (15)$$

这实际上放宽了对组成波形函数的谐波分量瞬时频率与基频分量瞬时频率关系的限制^[31]。针对该模型,Colominas等^[31]使用二阶同步压缩变化估计各波形函数的幅值和基频相位,进而估计组成各波形函数的各谐波幅值和相位。该波形函数模型简化了信号的数学表示,相关信号处理方法更具鲁棒性。然而,虽然式(15)对瞬时频率进行了一定的宽松化,波形函数的各阶谐波仍然需要近似等于基频的整数倍。此外,波形函数基频分量瞬时频率的识别对于算法的正确运行较为重要。

1.5 任意阶谐波模型

考虑到在一些场景下信号中各个分量的瞬时频率虽然同步变化,但其分量间的比例可能十分复杂,且任意分量的瞬时幅值都有占优的可能,Li等^[32]提出了任意阶谐波模型,表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K x_k(t) \quad (16)$$

其中: $x_k(t) = a_k(t) \cos(2\pi n_k \phi(t) + \theta_k)$; $n_k \in \mathbb{R}^+$,为各个分量的相对阶次。

各个分量的瞬时频率可表示为

$$f_k(t) = n_k \phi'(t) = n_k f(t) \quad (17)$$

其中: $f(t)$ 为相对趋势函数。

实际上,在任意阶谐波模型中没有基频的概念,即不一定存在 $n_k = 1$ 。该模型要求所有分量的瞬时频率都能够拆解为相对阶次和相对趋势函数的乘积。

任意阶谐波模型的另一个特征是可以构造伪时域来同时消除所有分量瞬时频率的变化。假设伪时域为 $\bar{t} = r(t)$,则各个分量相对于伪时间的瞬时频率为

$$f_k^{\bar{t}}(t) = n_k \frac{d\phi(t)}{dt} \frac{dt}{d\bar{t}} = n_k \frac{f(t)}{r'(t)} \quad (18)$$

当 $f(t)/r'(t)$ 为常数时,所有分量的瞬时频率都为常数。从时域向伪时域的映射称为时间规整^[33],其针对离散时间序列的具体实现过程被称为重采样。解调和时间规整对多分量信号的作用^[32]如图1

所示。与解调一次只能将一个分量转变为平稳相比,时间规整能够将任意阶谐波分量同时变为平稳分量。与波形函数模型相比,任意阶谐波模型需要寻找相对趋势函数 $f(t)$ 且不需要指定基频谐波。

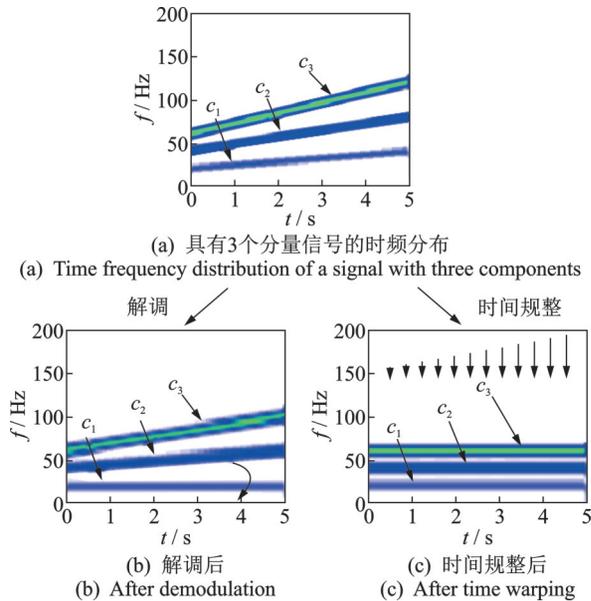


图1 解调和时间规整对多分量信号的作用^[32]

Fig.1 The effects of demodulation and time warping on a multicomponent signal^[32]

对于符合任意阶谐波模型特征的信号, Guan等^[34]提出了速度同步线调频小波变换,通过设计沿频率轴倾角不断变大的线调频小波,有效提升任意阶谐波分量的时频能量聚集性。Li等^[35]进一步将线调频小波推广至多项式小波,增强了对强时变分量的分析能力。然而,不同倾角的调频小波使快速傅里叶变换无法使用,降低了计算效率。为此, Zhang等^[36]提出了比例提取线调频小波变换,将时频面划分为不同区域,构建各自的解调核函数,得到所有分量都具有高时频分辨率的时频分布结果。考虑到时间规整,即重采样对任意阶谐波分量瞬时频率的作用, Li等^[32]对基于解调方法的参数化时频分析进行了改造,提出了参数化重采样时频分析方法,能够一次提升多个任意阶谐波分量的时频能量集中性。由于算子直接作用在信号上,时频分布的计算仍然可以使用快速傅里叶变换。总体来说,通过考虑信号瞬时频率间的关系,能够有效简化多分量信号的分析过程。

2 定工况条件下的信号模型

2.1 轴承振动信号模型及处理方法

当滚动体撞击外圈或内圈上的缺陷时,产生的

冲击会激发整个结构的高频共振。当滚动体上的缺陷撞击内圈或外圈时也会发生同样的情况。一个典型的滚动轴承振动信号可以建模^[37]为

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k s(t - T_k) \quad (19)$$

其中: $s(t)$ 为冲击波形; a_k 和 T_k 分别为幅值和单次冲击的起始时间。

如果每两次冲击的时间间隔都为 T ,则 $T_k = kT$,此时轴承振动信号模型为周期性模型。在实际轴承中,滚动体在保持架间隙内可以进行随机周向运动,每个滚动体到达缺陷的时间存在变化,即

$$T_k = kT + \tau_k \quad (20)$$

其中: τ_k 为滚动体延迟或提前到达缺陷的时间差,此时轴承振动信号模型为循环平稳模型^[11,38]。

滚动体全体的滑移可能导致保持架的速度存在随机性。如果单独考虑这种整体运动的随机性,则

$$T_k = T_{k-1} + \Delta T_k \quad (21)$$

其中: ΔT_k 为每两次冲击的时间间隔。

此时,轴承振动信号模型为伪循环平稳模型^[39-40]。同时考虑保持架间隙中滚动体的单个随机滑移和保持架整体随机滑移的模型称为混合模型^[37]。

假设滚动体和保持架不发生滑移,幅值 a_k 均为1,则周期性冲击信号表示为

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} s(t - kT) = s(t) * \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(t - kT) \right) \quad (22)$$

其中: $*$ 表示卷积; $\delta(t)$ 为脉冲函数。

根据卷积定理,其傅里叶变换表示为

$$\hat{x}(f) = \frac{1}{T} \hat{s}(f) \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta\left(f - \frac{k}{T}\right) \right) \quad (23)$$

轴承振动信号特征如图2所示。轴承冲击分量的频谱为系统频响函数和等间隔脉冲函数的乘积。这意味在频谱上可以观察到轴承故障特征分量及其倍频成分(如图2(b)所示),然而滚动体和保持架的滑移都弱化了这种周期性(如图2(e)所示)。系统的频响函数一般在高频处幅值较高,由于越高阶的谐波受随机效应影响越大,在频谱的高频处很难直接观察到轴承故障特征分量,因此学者们使用包络谱或平方包络谱分析轴承振动信号。以平方包络谱为例,假设相邻2次冲击在时间上没有重叠,则

$$e(t) = |x(t)|^2 = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \overline{s(t - T_k)} s(t - T_k) \quad (24)$$

其中: $|\cdot|$ 为模长; $\overline{s(t)}$ 表示 $s(t)$ 的共轭。

其傅里叶变换表示为

$$\hat{e}(f) = \frac{1}{T} R_s(f) \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta \left(f - \frac{k}{T} \right) \right) \quad (25)$$

其中: $R_s(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \overline{\hat{s}(\alpha)} \hat{s}(f + \alpha) d\alpha$.

平方包络谱为等间隔脉冲和系统频响函数自相关函数的乘积(如图 2(c)所示)。与频响函数相比,自相关函数的能量主要集中在靠近 0 的位置,此处受滚动体和保持架滑移的影响较小,所以平方包络谱能够清晰地反映轴承故障特征频率(如图 2(f)所示)^[38,40-41]。

考虑振动中存在随机性, Antoni 等^[39-40]建议使用循环平稳框架对旋转机械振动信号进行建模。Randall 等^[42]指出,轴承局部缺陷激发的振动信号可以被建模为 2 阶循环平稳过程。为了提取循环平稳信号的特征,谱相关分析方法被引入机械故障诊断中^[43],虽能较好地呈现循环平稳信号的循环频率,但计算成本较大。Randall 等^[42]指出,如果将谱相关函数沿频率积分,则其关于循环频率的分布等价于平方包络谱。Antoni 等^[44]基于短时傅里叶变换提出了一种快速的谱相关估计法来提升计算效率。

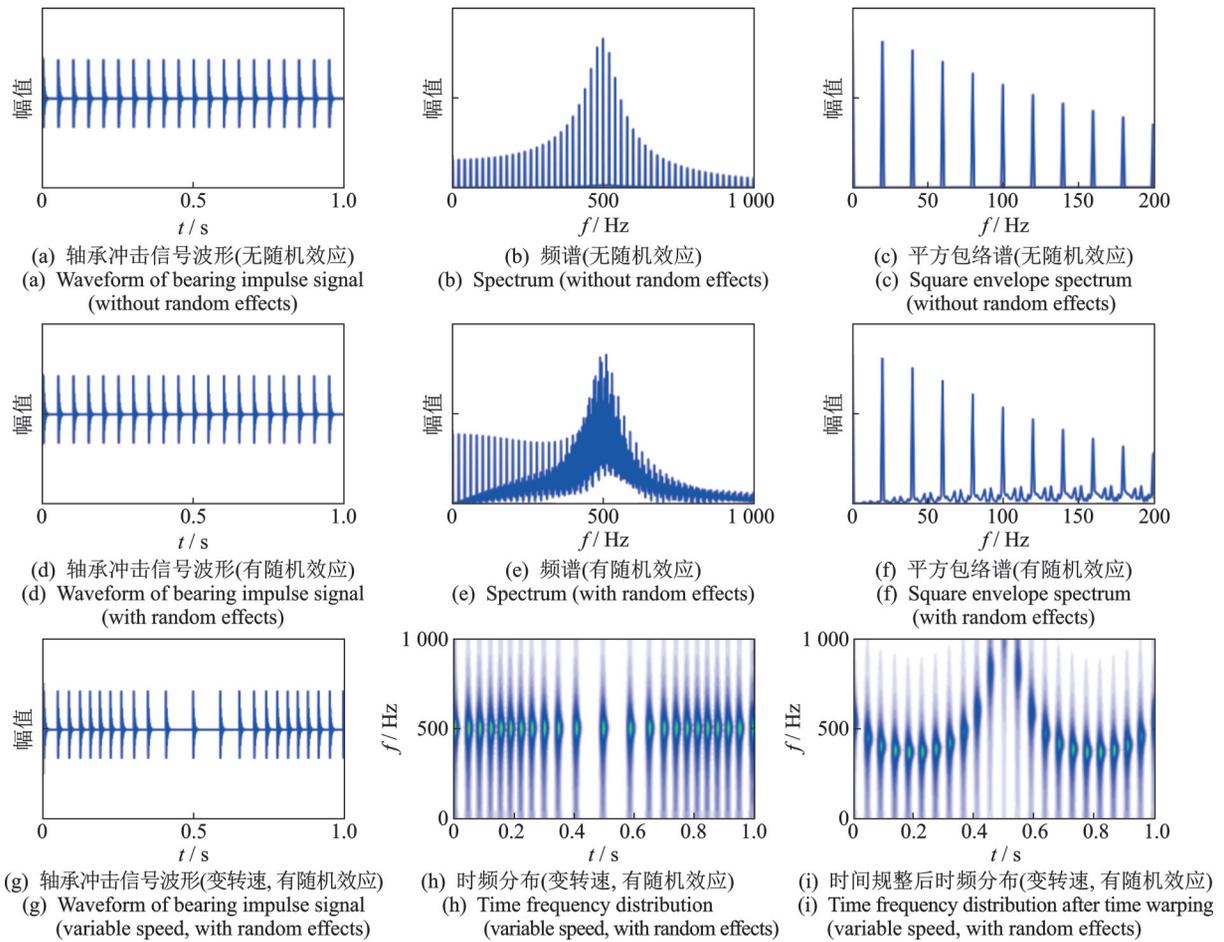


图 2 轴承振动信号特征

Fig.2 Characteristics of bearing vibration signals

需要说明的是,滚动体和保持架的滑移使轴承信号与齿轮振动信号存在天然的区别。当转速恒定时,齿轮振动信号频谱一般为离散的确定性分量。基于信号特征差别,学者们提出了将轴承振动信号与齿轮等具有离散频率分量的旋转机械振动信号分离的方法,例如随机/离散分离^[45]和自回归模型法^[38]等,还有大量基于冲击性和循环平稳性的研究,将轴承振动信号从复杂的多源信号中提取出来^[46-49],从而避免无关分量对信号分析的干扰。

2.2 齿轮振动信号模型及处理方法

齿轮故障在啮合处激发的振动信号可以建模为调幅调频信号^[50],即

$$x(t) = \sum_{k=0}^K a_k(t) \cos[2\pi k f_m t + b_k(t) + \theta_k] \quad (26)$$

其中: K 为考虑的调幅调频项的最高阶次;

$a_k(t) = c \sum_{n=0}^N A_{kn} \cos(2\pi n f_{ch} t + \phi_{kn})$, 为调幅项;

$b_k(t) = \sum_{l=1}^L B_{kl} \sin(2\pi l f_{ch} t + \varphi_{kl})$, 为调频项; $A_{kn} > 0$, $B_{kl} > 0$, 分别为幅值调制和频率调制的幅度; c 为依赖于信号幅值的无量纲常数; f_m 和 f_{ch} 分别为啮合频率和故障特征频率; θ , ϕ 和 φ 分别为谐波分量、幅值调制和频率调制的初相位; N 和 L 分别为幅值调制和频率调制的最高阶次。

忽略调幅调频中的高阶项时, 式(26)可简化为

$$x(t) = \underbrace{[1 + A \cos(2\pi f_{ch} t + \phi)]}_{\text{故障齿轮旋转产生的幅值调制}} \cdot \underbrace{\cos[2\pi k f_m t + B \sin(2\pi f_{ch} t + \varphi) + \theta]}_{\text{故障齿轮旋转产生的频率调制}} \quad (27)$$

在不考虑传递路径的影响时, 故障引发的振动信号在频谱上存在于啮合频率及其边频带处, 其中边频带的频率分量间隔为 f_{ch} 。对于定轴齿轮系统(直齿轮、斜齿轮和锥齿轮等), 式(27)中的信号模型能够较好地描述传感器测量振动信号的特征。行星齿轮传动系统中, 太阳轮-行星轮啮合对和行星轮-齿圈啮合对的啮合位置相对于振动传感器的位置会不断变化, 需要考虑传递路径对振动信号特征的影响。

假设太阳轮为行星齿轮系统的输入, 行星架为输出且传感器安装在固定的齿圈或齿轮箱体上, 行星齿轮箱的3条传递路径^[50]如图3所示。假设故障发生在行星轮上, 第1条路径为啮合处—齿圈—箱体—传感器; 第2条路径为啮合处—太阳轮—太阳轮轴—太阳轮轴承—箱体—传感器; 第3条路径为啮合处—行星齿轮轴—行星轮轴—行星架—行星架轴—行星架轴承—箱体—传感器。一般来说, 第1条传递路径变化对信号产生的调幅效应对传感器接收到的振动信号的影响占主导地位^[50]。Inalpolat等^[51]建议使用汉宁窗来表示啮合处相对传感器位置变化导致的幅值变化。Feng等^[50]在汉宁窗的假设下, 给出了行星齿轮传动系统各个结构在局部故障和分布故障情况下的频谱结构。

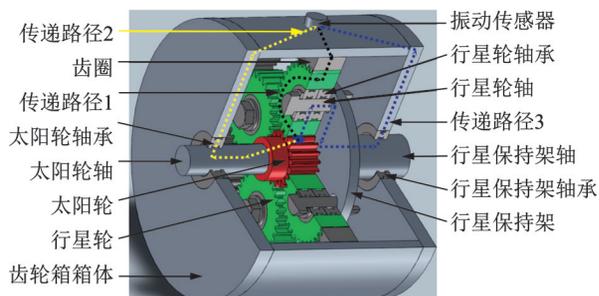


图3 行星齿轮箱的3条传递路径^[50]

Fig.3 Three transfer paths in the planetary gearbox^[50]

与轴承易发生滚动体和保持架滑移从而减弱信号的周期性不同, 齿轮稳定的啮合关系使其信号的周期性较为确定。因此, 大量关于齿轮振动信号的分析是基于其周期性的。文献[52-53]使用时域同步平均方法提取信号中周期性的齿轮振动特征并减少噪声的影响。根据周期不同, 同步时域平均还用于分离不同齿轮的啮合振动信号^[54]。在采样参数合适的情况下, 频谱因能够清晰呈现周期性分量的频率和幅值, 成为表现齿轮振动信号特征的首选^[55]。频谱分析的重点在于理清齿轮振动信号的频谱结构, 从而在频谱中确定与故障相关的特征分量^[9, 56]。

除了利用周期性在频谱上分析特征分量, 还有学者直接提取齿轮啮合的调幅特征和调频特征。Feng等^[57]利用总体经验模态分解估计调制信号的幅值包络和瞬时频率, 根据幅值包络的频谱和瞬时频率的频谱峰值进行故障诊断。Kong等^[58]提出了一种自适应经验小波分解方法, 提取行星齿轮振动信号中与故障相关的模态, 通过对其进行包络谱分析识别故障特征。以上方法直接发掘齿轮振动信号中的调制信息, 避免频谱中的复杂频率结构, 但是对瞬时幅值、瞬时频率估计方法的准确性有较高的要求。

3 变工况条件下的信号模型

3.1 变工况轴承振动信号模型及处理方法

在变转速工况下, 轴承的瞬时角速度随时间不断变化, 假设角度变量与时间变量的关系为

$$\phi(t) = \Omega t + \int_{-\infty}^t v(u) du \quad (28)$$

其中: Ω 为轴承的名义角速度; $v(t)$ 为速度波动。

在角域, 式(19)的模型可以修改为

$$x(\phi) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k s(\phi - \Phi_k) \quad (29)$$

其中: Φ_k 为角度域上冲击开始的角度。

假设只考虑滚动体滑移引入的随机误差, 则式(29)可以表示为

$$x(\phi) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k s(\phi - k\Phi - \varphi_k) \quad (30)$$

与时域下的轴承振动信号模型基本相同, 使用角域重采样方法获得角域轴承振动信号后, 可利用时域下定工况的信号处理方法进行分析^[38, 59-61], 这在有限的速度波动下是合理的, 然而冲击响应函数 $s(t)$ 主要受时间因素决定, 例如系统的共振频率和松弛时间在时间下才具有不变性。如图2(h)和图2(i)所示, 重采样后, 共振频带区域(500 Hz)会发生扭

曲。一个更加符合高转速变化的信号模型^[62]为

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k s(t - T_k) \quad (31)$$

其中: $T_k = \sum_{i=1}^k \frac{\Phi}{\bar{\omega}_i} + \varphi_k$; $\bar{\omega}_i$ 为第 $i-1$ 次到第 i 次冲击间的平均角速度。

在该模型中,冲击波形仍然是在时域内定义,转速的变化主要用来确定2次冲击的时间差。考虑到这种差异,Borghesani等^[62]认为当转速变化幅度大时,应先进行带通滤波计算平方包络信号,然后再进行角域重采样,计算平方包络谱。

一些学者尝试将时域下的循环平稳框架进行推广^[11]。Abboud等^[63]考虑了傅里叶级数形式的角度-时间联合模型

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k(t) e^{jk\theta(t)} \quad (32)$$

其中:复指数 $e^{jk\theta(t)}$ 由角度表示;傅里叶系数 $c_k(t)$ 由时间表示。

当 $c_k(t)$ 在时域平稳时,式(32)表示的信号为角度-时间循环平稳,其角度-时间协方差函数定义为

$$C_{2r}(\theta, \tau) = E[x(t(\theta))x(t(\theta) - \tau)] \quad (33)$$

式(33)描述了角度变量的循环调制和时间变量的波形特征。对角度-时间协方差函数计算二维傅里叶变换,即可得到阶次-频率谱相关函数^[63]。在阶次-频率谱相关函数中的阶次是角域意义下的,频率仍然是时域意义下的。因此,阶次-频率谱相关函数能够同时展示信号在时域和角域的特征。

在定工况下,轴承振动信号中的周期性冲击在频谱或包络谱上形成等间隔的频率成分,而在变工况下,这些频率成分转变为具有瞬时频率和瞬时幅值的非平稳信号分量。利用针对非平稳信号的时频分析方法,可以获得变工况条件下轴承振动信号的时频分布,或者直接将故障特征分量的时域波形提取出来进行故障诊断。Huang等^[64]提出了一种多时频曲线提取方法,通过提取包络信号的时频曲线进行故障诊断。Chen等^[65]提出了一种非平稳谐波加和的变转速轴承故障诊断方法,提取轴承故障特征信号的非平稳谐波进行加和来重构周期性冲击。Zhang等^[66]利用多重压缩提升速度同步线调频小波变换的时频精度,用于轴承故障诊断。总体来说,这些研究对非平稳信号分析方法进行改造,使其能够更加有效地提取轴承故障信号中的时频特征。

3.2 变工况齿轮振动信号模型及处理方法

在定工况条件下,齿轮振动信号频谱结构表现

为啮合频率及其高次谐波,而特征频率会对啮合频率进行调制,形成啮合频率及其谐波周围的边频带。当转速发生变化时,这些啮合频率及边频带变成具有瞬时幅值和瞬时频率的时变非平稳信号分量。当输入转速变化时,式(31)表示的信号模型变为

$$x(t) = \underbrace{[1 + A \cos(2\pi \int_0^t f_{ch}(\tau) d\tau + \phi)]}_{\text{故障齿轮旋转产生的幅值调制}} \cdot \cos \left[2\pi \int_0^t f_m(\tau) d\tau + B \sin \left(2\pi \int_0^t f_{ch}(\tau) d\tau + \varphi \right) + \theta \right] \quad (34)$$

故障齿轮旋转产生的频率调制

与轴承振动信号在变工况条件下的信号处理方法类似,基于角域重采样的阶次跟踪方法也广泛应用于变工况齿轮振动信号的分析中^[3,67]。当没有转速计时,需要利用转速估计算法从振动信号中提取转速进行角域重采样。相比轴承振动信号,齿轮振动信号的分量更加复杂,其在时频上域内会相互混叠影响。Coats等^[68]提出了一种迭代相位解调方法,首先对低频分量利用相位解调估计瞬时频率,然后进行重采样降低信号的非平稳性,最后从更高阶的分量估计瞬时频率以迭代减小估计误差。Leclère等^[69]提出了一种多阶概率法的瞬时转速估计方法,根据先验知识将多个阶次的瞬时频率估计结果进行组合,增加转速估计的鲁棒性。Li等^[70]构造了参数化时间规整函数,以信号频谱差分的峭度为优化指标,进一步提升了对于强噪声和密集分量的适应性。

齿轮振动信号包含具有瞬时频率和瞬时幅值的非平稳分量,时频分布和分量分解也能提供用于齿轮故障诊断的关键特征。Li等^[71]使用广义同步压缩变换方法获得高分辨率的时频分布,用于检测齿轮振动信号中特征分量的存在。杨宇等^[72]提出了一种广义变分模态分解方法,从时频谱中估计模态数目和各模态瞬时频率,对各个模态分别解调并进行变分模态分解。Wang等^[23]提出了匹配同步压缩变换方法,能够对快变信号分量构造高分辨率的时频分布,并且保持了信号重构能力,成功应用在转速大幅变化的齿轮传动系统振动信号中。这些研究利用自适应谐波模型对振动信号进行建模,并使用普适性较高的非平稳信号处理方法提取特征。

考虑到变工况条件下齿轮振动信号中分量瞬时频率随转速同步变化,Zhang等^[73]利用自适应模态分解在角域提取单分量信号,利用时间角度关系投射回时域后,使用希尔伯特变换计算时域分量的瞬时频率和瞬时幅值,用于构造高分辨率的时频分布。Yu等^[74]基于互相关原理提出了一种阶次谱检测的

非平稳信号分解方法。通过对角域重采样后信号的频谱与阶次模板比对,获得信号分量的瞬时频率。Li等^[75]提出了一种同趋势分量分解方法,在获得齿轮系统输入轴瞬时转速后,直接根据先验故障特征阶次定位所有故障特征分量的瞬时频率,利用联合优化算法同步分解所有感兴趣的分量,对紧邻密集分量和强噪声具有较好的鲁棒性。这些方法充分利用了齿轮振动信号分量瞬时频率之间的关系,能够在降低算法复杂度的情况下,提升信号分析结果的稳定性。

4 总结与展望

4.1 总结

笔者介绍了一般性的信号模型,包括周期性信号、循环平稳信号、自适应谐波模型、波形函数模型和任意阶谐波模型等。在旋转机械故障诊断的背景下,介绍的一般化信号模型需要与具体对象特征相关联。

笔者主要考虑2种有代表性的旋转机械部件:轴承和齿轮。在定工况条件下,振动信号特征以一系列频域分量的形式呈现出来。轴承滚动体和保持架的滑移现象导致其频谱分量出现模糊效应。齿轮由于啮合关系的相对稳定,在频域呈现确定性离散分量。在变工况下,轴承和齿轮转速发生变化,信号引入了时变特性,进一步提升了信号分析的难度。

选择合适的信号模型是特征提取的基础。例如,利用二阶循环平稳特性建模轴承振动信号,能够很好地描述滚动体和保持架滑移引入的随机效应。基于循环平稳理论建立的轴承振动信号分析方法,例如平方包络谱分析和谱相关分析等,能够获得更好的效果。相比较而言,齿轮故障信号本身为调幅调频信号,可利用时频分析方法直接提取其调幅调频特征,也可以根据周期性调幅调频特征与谐波簇的对应关系,在频谱上进行特征提取。

目前,变工况条件下轴承和齿轮的振动信号模型大多为定工况条件下的特征与一般化非平稳信号模型相结合的产物。此时,特征提取方法一般是基于一定的时频分析方法,例如:时频分布、分量分解和时间规整等。此外,选择合适的非平稳信号模型是重要的。例如,通过考虑旋转机械振动信号中分量瞬时频率的关系,可以大大减小所需要估计的信息量,提升信号分析方法的效率。

4.2 信号模型研究展望

4.2.1 数学意义角度

变工况条件下的信号模型的定义较为宽松。例

如,自适应谐波模型中的瞬时频率和瞬时幅值并不唯一,这会给分析结果带来歧义^[76]。此外,一些复杂的信号模型可通过数学等价关系或忽略高阶项的方法得到简化。因此,需要进一步研究良好定义、充分简化的信号模型。

4.2.2 物理意义角度

目前,大部分信号模型属于唯象模型,虽然能在很大程度上代表信号特征,但由于忽略了部分信息,仍与实际信号存在差异。信号模型应更多考虑旋转机械的动力学特征,如传递路径影响^[77],构建符合实际物理过程的信号模型,以增强特征提取的准确性。

4.2.3 信号处理算法角度

信号特征提取最终依赖信号处理方法,不仅要考虑信号分析的准确性,还要考虑算法的时间复杂度。根据信号处理方法的适用范围建立合适的信号模型,能够有助于算法更加鲁棒、高效的运行。

参 考 文 献

- [1] CHEN X F, WANG S B, QIAO B J, et al. Basic research on machinery fault diagnostics: past, present, and future trends[J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2018, 13(2): 264-291.
- [2] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等.机械故障诊断基础研究"何去何从"[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(1): 63-72. WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic research on machinery fault diagnosis-what is the prescription[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(1): 63-72. (in Chinese)
- [3] GAO Y, GUO Y, CHI Y L, et al. Order tracking based on robust peak search instantaneous frequency estimation[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2006, 48: 479.
- [4] QIAN S E, CHEN D P. Joint time-frequency analysis [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1999, 16(2): 52-67.
- [5] RANDALL R B, ANTONI J, SMITH W A. A survey of the application of the cepstrum to structural modal analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 118: 716-741.
- [6] PEETERS C, LECLÈRE Q, ANTONI J, et al. Review and comparison of tachless instantaneous speed estimation methods on experimental vibration data [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 129: 407-436.
- [7] 陈是扞,彭志科,周鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(17): 91-107. CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review

- of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(17): 91-107. (in Chinese)
- [8] MIAO Y H, ZHANG B Y, LIN J, et al. A review on the application of blind deconvolution in machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 163: 108202.
- [9] ZHOU P, CHEN S Q, HE Q B, et al. Rotating machinery fault-induced vibration signal modulation effects: a review with mechanisms, extraction methods and applications for diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 200: 110489.
- [10] GARDNER W A, NAPOLITANO A, PAURA L. Cyclostationarity: half a century of research[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(4): 639-697.
- [11] 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.
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454: 903-995.
- [13] PAREY A, EL BADAOUI M, GUILLET F, et al. Dynamic modelling of spur gear pair and application of empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 294(3): 547-561.
- [14] WANG J, DU G F, ZHU Z K, et al. Fault diagnosis of rotating machines based on the EMD manifold[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 135: 106443.
- [15] DAUBECHIES I, LU J F, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(2): 243-261.
- [16] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Linear and synchrosqueezed time-frequency representations revisited: overview, standards of use, resolution, reconstruction, concentration, and algorithms[J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 42: 1-26.
- [17] OBERLINT, MEIGNENS, PERRIER V. Second-order synchrosqueezing transform or invertible reassignment towards ideal time-frequency representations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(5): 1335-1344.
- [18] PHAM D H, MEIGNEN S. High-Order synchrosqueezing transform for multicomponent signals analysis with an application to gravitational-wave signal [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(12): 3168-3178.
- [19] PENG Z K, MENG G, CHU F L, et al. Polynomial chirplet transform with application to instantaneous frequency estimation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(9): 3222-3229.
- [20] YANG Y, PENG Z K, DONG X J, et al. General parameterized time-frequency transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(11): 2751-2764.
- [21] YANG Y, ZHANG W M, PENG Z K, et al. Multicomponent signal analysis based on polynomial chirplet transform[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(9): 3948-3956.
- [22] WANG S B, CHEN X F, CAI G G, et al. Matching demodulation transform and SynchroSqueezing in time-frequency analysis [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(1): 69-84.
- [23] WANG S B, CHEN X F, SELESNICK I W, et al. Matching synchrosqueezing transform: a useful tool for characterizing signals with fast varying instantaneous frequency and application to machine fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 242-288.
- [24] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [25] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [26] FENG Z P, CHEN X W, LIANG M. Iterative generalized synchrosqueezing transform for fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015(52/53): 360-375.
- [27] CHEN S Q, PENG Z K, YANG Y, et al. Intrinsic chirp component decomposition by using Fourier series representation [J]. *Signal Processing*, 2017, 137: 319-327.
- [28] CHEN S Q, DONG X J, PENG Z K, et al. Nonlinear chirp mode decomposition: a variational method[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(22): 6024-6037.
- [29] WU H T. Instantaneous frequency and wave shape functions (I)[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2013, 35(2): 181-199.
- [30] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Nonlinear mode decomposition: a noise-robust, adaptive decomposition method[J]. *Physical Review, E: Statistical, Nonlinear, and Soft*

- Matter Physics, 2015, 92(3): 032916.
- [31] COLOMINAS M A, WU H T. Decomposing non-stationary signals with time-varying wave-shape functions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 5094-5104.
- [32] LI T Q, HE Q B, PENG Z K. Parameterized resampling time-frequency transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 5791-5805.
- [33] BARANIUK R G, JONES D L. Unitary equivalence: a new twist on signal processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(10): 2269-2282.
- [34] GUAN Y P, LIANG M, NECSULESCU D S. Velocity synchronous linear chirplet transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(8): 6270-6280.
- [35] LI M F, WANG T Y, CHU F L, et al. Scaling-basis chirplet transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(9): 8777-8788.
- [36] ZHANG D, FENG Z P. Proportion-extracting chirplet transform for nonstationary signal analysis of rotating machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3): 2674-2683.
- [37] BORGHESANI P, SMITH W A, RANDALL R B, et al. Bearing signal models and their effect on bearing diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 174: 109077.
- [38] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.
- [39] ANTONI J, RANDALL R B. Differential diagnosis of gear and bearing faults [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2002, 124(2): 165-171.
- [40] ANTONI J, RANDALL R B. A stochastic model for simulation and diagnostics of rolling element bearings with localized faults [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2003, 125(3): 282-289.
- [41] WANG D, PENG Z K, XI L F. The sum of weighted normalized square envelope: a unified framework for kurtosis, negative entropy, Gini index and smoothness index for machine health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140: 106725.
- [42] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 945-962.
- [43] ANTONI J. Cyclic spectral analysis in practice [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 597-630.
- [44] ANTONI J, XIN G, HAMZAOUI N. Fast computation of the spectral correlation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 248-277.
- [45] RANDALL R B. Detection and diagnosis of incipient bearing failure in helicopter gearboxes [J]. Engineering Failure Analysis, 2004, 11(2): 177-190.
- [46] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [47] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [48] WANG D, TSE P W, TSUI K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2): 176-199.
- [49] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [50] FENG Z P, ZUO M J. Vibration signal models for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(22): 4919-4939.
- [51] INALPOLAT M, KAHRAMAN A. A theoretical and experimental investigation of modulation sidebands of planetary gear sets[J]. Journal of Sound and Vibration, 2009, 323(3/5): 677-696.
- [52] BRAUN S. The extraction of periodic waveforms by time domain averaging [J]. Acta Acustica United with Acustica, 1975, 35(2): 69-77.
- [53] MCFADDEN P D. A revised model for the extraction of periodic waveforms by time domain averaging [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1987, 1(1): 83-95.
- [54] MCFADDEN P D. A technique for calculating the time domain averages of the vibration of the individual planet gears and the sun gear in an epicyclic gearbox[J]. Journal of Sound and Vibration, 1991, 144(1): 163-172.
- [55] MARK W D. Time-synchronous-averaging of gear-meshing-vibration transducer responses for elimination of harmonic contributions from the mating gear and the gear pair[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015(62/63): 21-29.
- [56] RANDALL R B. Vibration signals from rotating and reciprocating machines[M]//RANDALL R B. Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Automotive and Aerospace Applications. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons Ltd., 2021: 25-61.
- [57] FENG Z P, LIANG M, ZHANG Y, et al. Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation[J].

- Renewable Energy, 2012, 47: 112-126.
- [58] KONG Y, WANG T Y, CHU F L. Meshing frequency modulation assisted empirical wavelet transform for fault diagnosis of wind turbine planetary ring gear [J]. Renewable Energy, 2019, 132: 1373-1388.
- [59] WANG T Y, LIANG M, LI J Y, et al. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 45(1): 139-153.
- [60] ZHAO M, LIN J, XU X Q, et al. Tachless envelope order analysis and its application to fault detection of rolling element bearings with varying speeds[J]. Sensors, 2013, 13(8): 10856-10875.
- [61] BONNARDOT F, RANDALL R B, ANTONI J. Enhanced unsupervised noise cancellation using angular resampling for planetary bearing fault diagnosis [J]. International Journal of Acoustics and Vibration, 2004, 9(2): 51-60.
- [62] BORGHESANI P, RICCI R, CHATTERTON S, et al. A new procedure for using envelope analysis for rolling element bearing diagnostics in variable operating conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 23-35.
- [63] ABOUD D, BAUDIN S, ANTONI J, et al. The spectral analysis of cyclo-non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 280-300.
- [64] HUANG H, BADDOUR N, LIANG M. Bearing fault diagnosis under unknown time-varying rotational speed conditions via multiple time-frequency curve extraction [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 414: 43-60.
- [65] CHEN S, XIE B, WANG Y, et al. Non-stationary harmonic summation: a novel method for rolling bearing fault diagnosis under variable speed conditions [J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(3): 1554-1580.
- [66] ZHANG W Y, WU T H, ZHANG B Q, et al. Multiple squeezing based on velocity synchronous chirplet transform with application for bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 110006.
- [67] BONNARDOT F, EL BADAoui M, RANDALL R B, et al. Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation)[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(4): 766-785.
- [68] COATS M D, RANDALL R B. Order-tracking with and without a tacho signal for gear fault diagnostics[C]// Proceedings of Acoustics 2012. Fremantle, Australia: Australian Acoustical Society, 2012: 1-8.
- [69] LECLÈRE Q, ANDRÉ H, ANTONI J. A multi-order probabilistic approach for instantaneous angular speed tracking debriefing of the CMMNO'14 diagnosis contest [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 375-386.
- [70] LI T Q, PENG Z K, XU H, et al. Parameterized domain mapping for order tracking of rotating machinery [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(7): 7406-7416.
- [71] LI C, LIANG M. Time - frequency signal analysis for gearbox fault diagnosis using a generalized synchrosqueezing transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 26: 205-217.
- [72] 杨宇, 罗鹏, 程军圣. 广义变分模态分解及其在齿轮箱复合故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2017, 28(9): 1069-1073.
- YANG Yu, LUO Peng, CHENG Junsheng. GVMD and its applications in composite fault diagnosis for gearboxes[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(9): 1069-1073. (in Chinese)
- [73] ZHANG D, FENG Z P. Enhancement of adaptive mode decomposition via angular resampling for nonstationary signal analysis of rotating machinery: Principle and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160: 107909.
- [74] YU X L, YANG Y, HE Q B, et al. Multiple frequency modulation components detection and decomposition for rotary machine fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-10.
- [75] LI T Q, HE Q B, PENG Z K. Mono-trend mode decomposition for robust feature extraction from vibration signals of rotating Machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110583.
- [76] PICINBONO B. On instantaneous amplitude and phase of signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3): 552-560.
- [77] YU X L, HUANGFU Y F, HE Q B, et al. Gearbox fault diagnosis under nonstationary condition using nonlinear chirp components extracted from bearing force [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 180: 109440.



第一作者简介:何清波,男,1980年5月生,博士、教授。主要研究方向为机械装备动态监测、故障诊断与智能运维。荣获中组部青年拔尖人才、上海市青年优秀学术带头人、教育部新世纪优秀人才计划资助。发表SCI论文130余篇,自2020年起连续入选爱思唯尔“中国高被引学者”榜单。荣获安徽省自然科学二等奖1项及多个国际学术会议最佳论文奖。E-mail: qbhe@sjtu.edu.cn