

DOI: 10.3901/JME.2020.17.091

信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述*

陈是扞^{1,2} 彭志科² 周 鹏²

(1. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都 610031;

2. 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室 上海 200240)

摘要: 重大装备制造业是国民经济的支柱,也是关系到国家安全的战略性产业,而重大机械装备的运行安全一直是备受关注的焦点。机械设备由于工作环境恶劣、工况复杂,其关键部件容易受损,导致设备性能退化,甚至造成设备崩溃。健康状态监测和故障诊断是保证重大机械装备安全运行的必要手段。通过信号分解可以抑制机械振动信号中的环境噪声和无关成分干扰,从而有效提取故障特征,因此信号分解在机械故障诊断中发挥着关键作用。目前,围绕信号分解理论及其在机械故障诊断中的应用,国内外学者开展了大量研究工作。首先,从时域、频域和时频域三个方面系统综述了国内外学者对信号分解理论的研究现状;其次,从轴承、齿轮和转子碰摩三个方面详细梳理了信号分解在机械故障诊断中的应用研究现状;最后,归纳总结了信号分解及其在机械故障诊断应用中面临的挑战。

关键词: 状态监测;故障诊断;信号分解;轴承故障;转子碰摩

中图分类号: TH12; TB535

Review of Signal Decomposition Theory and Its Applications in Machine Fault Diagnosis

CHEN Shiqian^{1,2} PENG Zhike² ZHOU Peng²

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031;

2. State Key Laboratory of Mechanical Systems and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

Abstract: Major equipment manufacturing industry is the pillar of national economy and is also the strategic industry related to the national security. The operation safety of major equipment has always been the focus of public attention. Due to the harsh working conditions, the key components of the mechanical equipment are prone to failure, which will result in performance degradation and even breakdown of the equipment. Condition monitoring and fault diagnosis are necessary to ensure the safe operation of the major equipment. Signal decomposition techniques can suppress the interferences of noise and other unconcerned signal components, and thus can effectively extract fault features from the vibration signal. Therefore, signal decomposition plays a key role in machine fault diagnosis. At present, researchers have carried out extensive research on signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis. Firstly, the advances of research on signal decomposition theory are reviewed from the time-domain, frequency-domain and time-frequency domain methods; then, the advances of research on the applications of the signal decomposition in machine fault diagnosis are also reviewed from the bearing, gear and rotor rub-impact fault diagnosis; finally, the challenges facing the field are summarized.

Key words: condition monitoring; fault diagnosis; signal decomposition; bearing fault; rotor rub-impact

0 前言

随着现代工业的发展,机械设备自动化、智能化程度越来越高,人们对设备的运行可靠性也提出

了更高的要求。重大机械设备由于工作环境恶劣、工况复杂,其零部件极易受损,而关键部件故障甚至会导致设备崩溃,引发重大安全事故。因此,发展有效的机械设备健康状态监测和故障诊断方法,对保证设备安全运行、防止事故发生具有十分重要的意义。当前,我国实行的《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006-2020年)》、《中国制造2025》等重要战略规划,都将提升重大装备的可靠性和安

* 国家自然科学基金重点资助项目(11632011)。201906026 收到初稿, 20191106 收到修改稿

全性列为重要发展方向。

在机械设备运行过程中,设备振动响应通常包含丰富的设备健康状态信息。由于机械振动易于测量和分析,基于振动信号处理的设备状态监测和故障诊断技术受到了广泛关注^[1]。傅里叶变换是现今最常用的振动信号处理方法。它通过将信号投影到一系列相互正交的正弦基函数上来获取信号在频率域的全局信息。对于频域特征与时间无关的平稳振动信号,傅里叶变换能够得到具有明确物理意义的信号频谱。但是,当机械系统运行过程中的动力学参数发生变化或者运行工况发生改变时,系统振动响应会出现非平稳特性(如时变频率特征)。对于非平稳振动信号,更多的是关注信号的瞬时频率特征^[2],对此傅里叶变换无法满足信号处理需求。此外,实际机械系统往往同时受到多种复杂激励,因此振动信号包含许多复杂的子信号分量,而其中的某些特征分量与设备运行状态密切相关。例如,当齿轮发生故障时,其振动信号中齿轮啮合频率附近的边带分量的幅值会显著增大^[3]。但是,信号中的故障特征分量尤其是早期微弱故障特征极易被噪声和其他无关信号分量淹没,导致设备故障不能被及时发现。因此,利用信号分解方法将振动信号分解为一系列具有明确物理意义的子信号分量,进而从中提取故障特征分量,对机械故障诊断尤为重要^[4]。

在过去的数十年中,国内外学者发展了许多信号分解方法来提取信号内部的基本组成分量。值得注意的是,1998年,HUANG等^[5]提出了一种自适应非平稳信号分解方法——经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD),是信号处理发展的一个重要里程碑。自此,信号分解、信号重构逐渐成为信号处理领域的研究热点。本文从机械故障诊断中的振动信号分解需求出发,分别对信号分解理论研究现状以及信号分解在机械故障诊断中的应用研究现状进行综述,然后进一步归纳总结了信号分解及其在机械故障诊断应用中面临的问题,以期对机械故障诊断研究提供理论和工程指导。

1 信号分解理论研究现状

本节将系统地介绍信号分解方法的研究现状。根据信号分解方法实现方式的不同,本文将现有的信号分解方法分为三类:时域分解方法、频域滤波方法以及时频域重构方法。

1.1 时域分解方法

目前大多数信号分解方法直接在时域提取或重构信号分量。这些方法又是通过具体的迭代算法或

者模型优化算法来实现信号分解。

1.1.1 迭代分解算法

经验模式分解(EMD)是目前最著名的信号分解方法。该方法通过迭代“筛选”算法将任意非平稳信号分解为一系列本征模函数(Intrinsic mode function, IMF)。IMF 必须满足两个条件:①在整个数据长度上,极值点数目和过零点数目必须相等或者最多相差一个;②在任意时刻,由局部极大值点组成的上包络和由局部极小值点组成的下包络的均值为零。IMF 在任意时刻的频率和幅值都是有物理意义的。在分解信号之后,可以通过 Hilbert 变换计算 IMF 的瞬时幅值和瞬时频率,进而得到原始信号的时频谱。EMD 的迭代“筛选”过程如下:①由信号局部极值点插值获取信号上、下包络;②由上、下包络计算信号的瞬时均值;③从原始信号中移除瞬时均值;④对剩余信号重复上述过程直到最终得到的信号满足 IMF 性质。图 1 为 EMD 的原理示意图。EMD 是一种完全由数据驱动的自适应分解方法,它在许多领域得到了广泛应用,例如机械故障诊断、生命医学数据处理、音频信号处理等^[6-8]。但是,EMD 也存在许多问题,例如边界效应、模式混叠、对噪声敏感、缺乏数学理论支撑等。WU 和 HUANG 进一步提出了总体经验模式分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD),通过在信号中加入白噪声,利用噪声辅助下多次分解结果的总体均值作为最终分解结果,有效消除了模式混叠问题^[9]。其他许多学者也致力于 EMD 研究,这些研究工作主要集中在 EMD 理论分析^[10-12]以及通过改进筛选终止条件^[13]、改进包络插值方法^[14-15]、替换筛选算法^[16-17]等方式提升 EMD 性能。与 EMD 类似,SMITH 提出了局部均值分解(Local mean decomposition, LMD),该方法能自适应地将信号分解为若干乘积函数^[18]。乘积函数由一个包络信号和一个纯调频信号相乘得到,因此乘积函数的瞬时幅值和瞬时频率可以分别由包络信号和调频信号直接获取。FREI 提出了本征时间尺度分解(Intrinsic time-scale decomposition, ITD),该方法能将非平稳信号分解为若干固有旋转分量和一个单调的趋势分量^[19]。为了克服 Hilbert 变换的缺陷,ITD 通过分段方式计算旋转分量在每一个局部时间段上的瞬时频率和瞬时幅值,因而可以实现数据实时处理。ITD 在计算效率和计算精度方面都优于 EMD。需要指出的是,上述方法都需要通过提取信号的局部极值点来计算信号的局部均值或者基准值,然而环境噪声会影响信号极值点的分布,因此这类方法抗噪性能较差。

另一种值得关注的信号分解方法是迭代滤波分

解(Iterative filtering decomposition, IFD)^[21-22]。IFD 采用的迭代算法框架与 EMD 基本一致, 但 IFD 利用信号低通滤波方法来获取信号均值, 算法稳定性更好, 并且在特定条件下能够保证算法收敛。IFD 在信号分解过程中采用统一的滤波器长度, 因此无法分离频率范围重叠的调频信号分量。对此, CICONE 提出了自适应局部迭代滤波方法^[23], 通过自适应调整滤波器在不同时刻的长度, 实现调频信号分量分解。该方法已经被成功应用于电网数据分析^[24]、转子碰摩检测^[25]、轴承故障诊断^[26]等领域。在某些特定的应用领域也发展了一些专门的迭代信号分解方法, 比如用于分解非平稳振动信号的希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)方法^[27]。HVD 的算法步骤包括: ①利用 Hilbert 变换和低通滤波器获取振动信号的平均频率, 并将其作为信号主分量的瞬时频率估计值; ②利用同步解调方法估计主分量幅值; ③利用估计的频率和幅值重构信号主分量, 并将该分量从原始振动信号中减去; ④重复上述步骤来提取其他能量较弱的信号分量。HVD 只适用于信号分量之间能量有显著差异的情况。类似地, 在语音信号处理领域, GIANFELICI 提出通过交替使用 Hilbert 变换和高通滤波提取信号分量的瞬时幅值和瞬时频率, 从而获取语音信号的时频表示^[28]。

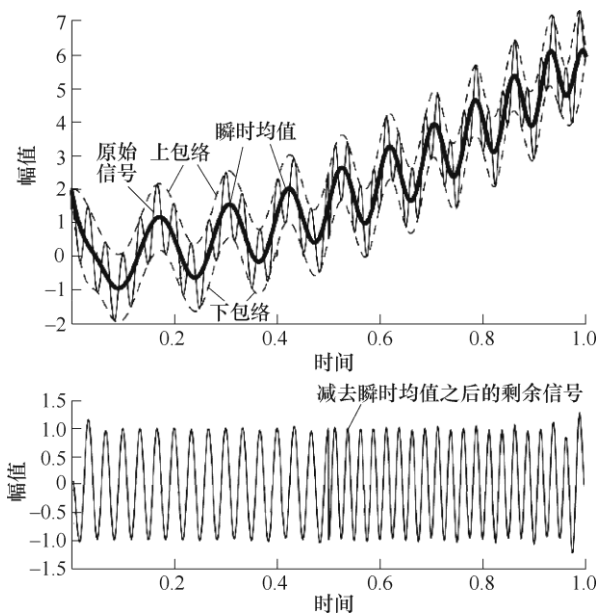


图 1 EMD 原理示意图^[20]

1.1.2 模型优化算法

原子分解是一类典型的通过优化模型参数实现信号分解的方法。原子分解的基本原理是通过优化算法将信号表示为一系列最优参数化波形的线性叠加形式。参数化波形可以有效刻画信号局部特征,

因此被称为原子, 所有可能的参数化波形组成的函数库称为字典。由于原子字典的过完备性, 相比于传统正交基函数展开方法(如傅里叶变换), 原子分解能够更加灵活地表征任意复杂的信号。MALLAT 等在 1993 年提出的匹配追踪(Matching pursuit, MP)算法是一种经典的原子分解方法^[29]。在算法优化过程中, MP 寻找原子库中与当前剩余信号内积最大(即最相关)的原子作为当前最优原子, 并将其增加到信号逼近模型中, 然后经过多次迭代, 最终将信号表示成若干最优原子的线性叠加形式。本质上, MP 只将信号投影到当前选择的最优原子上, 因此, 如果原子之间不满足正交条件, MP 收敛较慢。为了解决上述问题, 有学者提出了正交匹配追踪方法, 通过在每一步迭代中补偿原始 MP 的估计结果来保证剩余信号与之前选择的所有原子都正交^[30-31]。为了分析复杂的非平稳信号, MP 通常使用时频原子字典。Gabor 字典^[32]、Morlet 字典^[33]等传统时频原子字典本质上是对信号时频特征的“零阶”逼近^[34], 难以准确刻画强时变调频信号。对此, 有学者提出了更精细的时频原子字典, 例如随机字典^[35]、Chirplet(线性调频小波)字典^[36]、混合非线性调频原子字典^[37]等。需要指出的是这些复杂的时频原子字典包含更多的模型参数, 因此大大增加了算法的计算复杂度。除 MP 之外, 基追踪(Basis pursuit, BP)是另一种有效的原子分解方法^[38]。BP 的基本思想是通过最小化分解系数的 l_1 范数来实现信号在原子字典中的稀疏表示。不同于 MP 对信号逐步逼近的思想, BP 采用全局最优化算法来得到更稀疏的信号表示结果。通常求解信号的稀疏表示等同于让信号分解系数的 l_0 范数最小。但是 l_0 范数最小化问题在数学上是 NP-hard 问题。有文献表明当信号满足特定的稀疏条件, 可以用 BP 算法解决该问题^[39]。因此, 近年来基于 l_1 范数正则化的信号稀疏表示方法受到了高度关注^[40]。值得注意的是, 在机械故障诊断领域, 稀疏表示方法被广泛应用于提取故障引起的周期脉冲信号^[41-42]。

考虑到算法的计算效率, 现有时频原子的模型参数都较少, 难以刻画复杂的非线性调频信号。单个原子通常只能逼近信号局部区域特征, 因此对于一个完整的信号需要同时使用多个原子来表征(即分解不稀疏), 这样往往会导致信号的时频特征不连续, 如图 2 所示。值得关注的是, HOU 和 SHI 提出了稀疏时频分析方法^[43-47], 将调幅-调频信号作为分解基函数, 以分解得到的信号分量数目最少为目标, 通过高斯牛顿优化算法实现非平稳信号的稀疏分解。该方法使用的分解基函数可以随着算法优化过

程不断更新, 算法适应性强。但是该算法的收敛结果依赖于所提供的信号瞬时频率初值, 如果初值选取不当, 算法很难收敛到正确结果。PENG 提出了一种基于算子的信号分解方法^[48], 该方法同样以调幅-调频信号作为分解基函数。其基本思想是某些调幅-调频函数在特定的算子(如积分算子和微分算子)作用下其函数值趋于零(也就是说该函数位于算子的零空间), 因此根据这一性质可以通过优化算法估计算子参数以及相应的信号分量^[49-50]。该方法的分解结果取决于所构造的算子的性能, 常见算子通常只适用于特定的信号类型(如窄带信号), 通用性较差。对此, GUO 提出了复数微分算子^[51], 能够分解大部分调幅-调频信号。

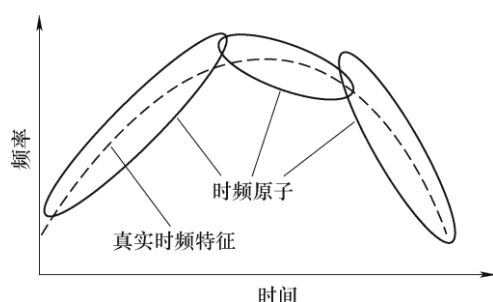


图2 原子分解示意图(假定信号被分解成三个时频原子)

值得注意的是, 针对现有信号分解方法难以处理复杂非平稳信号问题, CHEN 从刻画信号分量的非线性调频特征的角度出发, 深入研究了非线性调频分量分解新理论、新方法^[52-54]。非线性调频分量分解的基本思想是利用非线性调频函数来表征非平稳信号分量, 从而准确刻画信号的复杂调制特征。非线性调频分量分解的基本原理是利用先进的数学优化方法估计每一个分量的瞬时幅值和瞬时频率, 从而实现信号分量重构。根据不同的应用场合以及实际信号的特点, CHEN 提出了两类非线性调频分量分解方法: 参数化方法和非参数化方法。首先, 考虑到在某些应用中信号分量的瞬时幅值和瞬时频率具有光滑特性, CHEN 采用傅里叶级数或者多项式函数逼近分量的瞬时频率和瞬时幅值, 从而构造了一种通用的非线性调频分量参数化模型, 能够有效刻画不同调制程度的信号分量^[52]。在此基础上, 利用参数化时频分析方法估计分量瞬时频率, 进而通过正则化最小二乘法估计分量瞬时幅值, 最终实现信号分量重构。该方法已经被成功应用于非平稳信号去噪、雷达多普勒特征提取等领域^[55-57]。当缺乏信号模型先验信息或者信号本身异常复杂时, 难以构造恰当的参数模型逼近信号分量, 参数化的信号分解方法不再适用。CHEN 指出通过频率解调可以减小信号带宽, 因此进一步提出了基于最优解调

原理的非线性调频分量非参数化分解方法, 如图3所示。该方法的基本原理是通过最小化解调信号的带宽实现非线性调频分量的最优估计与重构。在此基础上, 提出了两种具体的非参数化分解方法: 变分分量分解^[53]和自适应分量追踪^[54]。在变分分解方法中, CHEN 建立了带约束的非线性调频分量变分优化模型, 并且提出了基于交替方向乘子法的模型迭代优化方法, 该方法能够准确分离瞬时频率相交的非线性调频分量, 但是依赖充分的信号先验信息, 并且算法稳定性不强。对此, 进一步提出了自适应分量追踪方法, 通过放松优化约束条件, 采用递归的分量提取算法框架以及带宽参数自适应更新算法, 提升分解方法对复杂环境的适应能力。非线性调频分量非参数化分解方法已被应用于人体心跳监测、变转速机械故障诊断等领域, 显著提升了监测与诊断精度^[58-59]。综上所述, 与传统信号分解方法相比, 非线性调频分量分解突破了信号模型的窄带限制, 并且能够有效估计非平稳信号的瞬时频率和瞬时幅值, 具有广阔的应用前景。

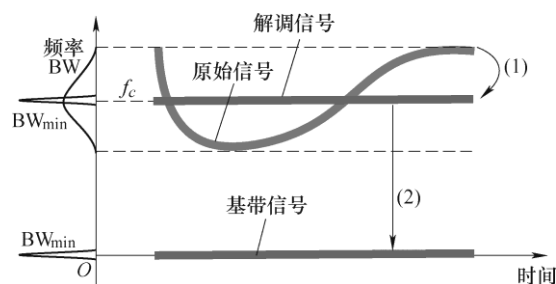


图3 非线性调频分量非参数化分解方法频率解调示意图 (BW 和 BW_{\min} 分别代表原始信号和最优解调信号的带宽值)

1.2 频域滤波方法

自然界中许多信号的分量都具有独立的频率范围, 因此许多方法通过滤波器在频域分离这些信号分量。离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)是一种常用的频域信号分解方法^[60]。DWT 可以正交地将信号分解为低频轮廓部分和高频细节部分。本质上, DWT 可以视为由一个低通滤波器和若干带通滤波器组成的滤波器组, 其中滤波器带宽与中心频率的比值为常数(即恒 Q 滤波器), 因此 DWT 在高频部分的频率分辨率较差。对此, 有学者提出了小波包变换(Wavelet packet transform, WPT), WPT 将高频细节部分进一步细分, 能够得到更高的频率分辨率^[61]。然而, DWT 和 WPT 都采用预先设定的频段划分规则, 当信号分量实际所在的频率范围与划分的频段不一致时, 这类方法无法正确分离信号分量。2013 年, 加州大学洛杉矶分校(University of California Los Angeles, UCLA)的 GILLES 提出了

经验小波变换(Empirical wavelet transform, EWT)^[20], 该方法采用数据驱动的频段划分规则。EWT 首先根据信号傅里叶谱的峰值分布情况确定不同信号分量之间的边界频率(如取相邻两个峰值频率的平均值作为边界频率), 从而将信号傅里叶谱划分为不同频段(如图 4 所示), 然后在每一个频段上分别构造小波滤波器, 提取相应的信号分量。当环境噪声很强或者信号分量间隔很近时, EWT 很难正确估计各个信号分量的频段范围, 为此许多学者提出了更有效的频段估计方法来提升 EWT 性能^[62-64]。2014 年, 同样来自 UCLA 的 DRAGOMIRETSKIY 提出了变分模式分解(Variational mode decomposition, VMD)方法^[65], 该方法通过求解频域变分优化问题估计各个信号分量。VMD 假定所有分量都是集中在各自中心频率附近的窄带信号, 因此 VMD 根据分量窄带条件建立约束优化问题, 从而估计信号分量的中心频率以及重构相应分量。VMD 具有完善的数学理论支撑, 其本质是一个自适应最优 Wiener 波器组, 如图 5 所示。VMD 一经提出就受到了广泛关注, 已成功在金融数据分析^[66]、地震数据分析^[67]、医学病症检测^[68]、机械故障诊断^[69]等领域得到应用。通过上文分析可知, VMD 和 EWT 构造滤波器的方式不同: EWT 根据分量的边界频率构造小波滤波器, 而 VMD 是根据分量中心频率构造 Wiener 滤波器。此外, VMD 充分考虑了分量的窄带性质, 因此滤波频带更加集中, 得到的信号分量的信噪比更高。

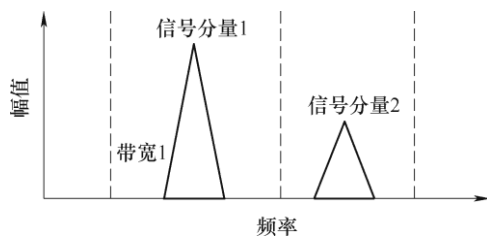


图 4 EWT 频段划分示意图(竖线代表检测的分量边界频率)

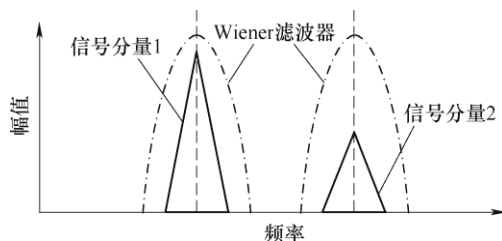
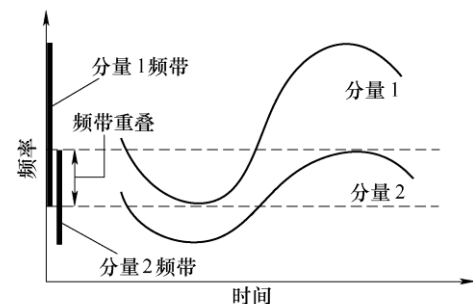


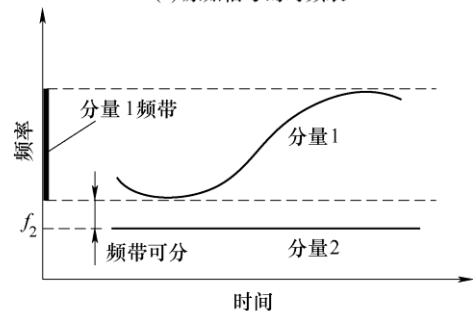
图 5 VMD 原理示意图(竖线代表分量中心频率)

上述提到的频域分解方法均假定所有信号分量的频率范围相互独立, 但是对于宽带非线性调频信号来说, 分量所在的频段往往相互重叠(如图 6a 所示), 上述方法无法分离这类信号。为了克服上述问题, 有学者提出了基于广义解调的信号分解方法^[70-71]。该方

法首先利用频率解调算子降低或消除信号分量的频率调制程度, 从而使得解调之后的信号分量在频域相互可分; 然后通过传统滤波方法分离出被解调的信号分量; 最后对得到的信号分量进行逆向频率调制来恢复原始调频信号分量。如果频率解调算子选取恰当, 目标信号分量能够被完全解调为平稳信号, 此时, 其时频特征是平行于时间轴的直线, 如图 6b 所示。当信号分量之间的频率调制规律差异较大时, 单次解调无法使所有分量在频域分离。对此, FENG 提出了迭代广义解调方法^[72], 即通过多次迭代来逐个提取信号分量。该信号分解方法可以与其他时频分析方法结合, 从而消除分量之间的交叉项干扰, 达到提升时频分布能量集中性的目的^[73]。广义解调方法使用的解调算子的频率函数通常由经验确定, 或者通过提取信号时频分布脊线来估计。然而, 由于噪声干扰以及有限的时频分辨率, 这些方法难以得到准确的频率函数。值得注意的是, YANG 提出了参数化解调方法, 将解调频率表示成多项式函数, 通过最大化解调之后的信号频谱的集中性来估计解调频率参数^[74-75]。参数化解调方法不依赖于任何时频分布, 并且能够在低信噪比条件下精确估计解调频率参数。需要指出的是, 频率解调的作用效果是让所有信号分量的瞬时频率减去同一个频率函数, 解调之后的任意两个信号分量的瞬时频率差值仍然保持不变, 因此解调方法无法分离瞬时频率相交的调频信号分量。此外, 传统信号滤波方法难以抑制滤波器通频带内的噪声, 因此, 当滤波器带宽较大时, 得到的信号分量的信噪比较低。



(a) 原始信号的时频表



(b) 针对分量2进行解调之后的信号时频表示

图 6 广义解调原理示意图

1.3 时频域重构方法

时频分析方法能够将一维时域信号映射到二维时频域,从而得到信号的时间-频率联合分布函数(简称时频分布)^[76],时频分布能够有效表征非平稳信号的时变调频特征。值得关注的是,利用线性时频变换的可逆性,可以实现信号分解或重构。这类方法的基本步骤包括:①利用时频变换得到信号的时频分布;②确定目标信号分量所在的时频区域并将该区域之外的时频分布系数置零(即时频滤波);③对处理之后的时频分布进行逆变换,从而重构目标信号分量。DAUBECHIES 在 2011 年提出的同步压缩变换(Synchrosqueezing transform, SST)是一种典型的利用时频变换可逆性实现信号分解的方法^[77-78]。SST 通过时频系数重排手段^[79],将信号在时频面上的能量沿着频率轴方向压缩,以提升时频分布的能量集中性。需要指出的是, SST 是传统时频重排方法的特例^[80]。时频重排方法同时沿时间轴和频率轴方向对时频分布的能量进行重排,因此该方法得到的时频分布的能量集中性优于 SST。相比于时频重排, SST 的优势在于保留了线性时频变换的可逆性,因此 SST 能够实现信号重构。SST 已被成功应用于诸多领域^[81-83]。

很多学者致力于扩展 SST 应用范围或提升 SST 性能等方面的研究工作。原始 SST 方法主要基于连续小波变换,有学者进一步将 SST 推广到短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)^[84-85]和 S 变换^[86]。SST 本质上是对信号瞬时频率的“零阶”逼近,因此 SST 在处理强时变调频信号时会产生较大的瞬时频率估计误差以及信号重构误差。对此,有学者将 SST 与频率解调方法结合,通过降低信号频率调制程度来提升 SST 的分析结果^[87-89]。这类方法本质上并没有改善 SST 的分析性能,当信号解调结果不理想时,仍然难以得到满意的分析结果。为了解决 SST 的本质问题, OBERLIN 和 PHAM 等学者将 SST 中的瞬时频率“零阶”估计算子拓展到高阶形式,有效提升了 SST 对强时变调频信号的表征能力^[90-91]。考虑到自然界中的许多信号不具有简谐振荡形式, LIN 将 SST 与倒谱分析方法结合以消除信号波形函数对时频分析结果的影响,并且将该方法成功应用于处理多种非振荡形式的生理信号^[92]。为了提升 SST 在强噪声条件下的时频集中性, DAUBECHIES 提出了频率-时间集中方法^[93]。该方法的主要步骤包括:①选定一组正交参考小波;②在参考小波之间采用多组随机权系数产生多个随机的参考小波的线性组合;③利用这些随机的线性组合小波计算 SST 结果;④将多次 SST 计算结果求平

均,从而消除噪声影响。

除 SST 以外,学者们还发展了其他一些有效的时频域信号分解方法。IATSENKO 提出了非线性模式分解(Nonlinear mode decomposition, NMD)^[94],该方法首先利用自适应动态规划算法提取小波变换或 STFT 的时频脊线^[95-96],继而采用脊线重构或者时频逆变换方法提取信号分量。NMD 引入了自适应的参数选择准则、迭代终止准则以及信号分量检测准则,因此能够在强噪声条件下自适应分解多分量信号。QIN 提出了小波脊线信号分解方法,该方法利用小波脊线估计信号分量的瞬时频率,然后采用同步解调方法估计分量的瞬时幅值进而重构信号分量^[97]。有文献指出信号和噪声具有不同形状的时频脊线轮廓^[98],因此可以根据脊线轮廓特征识别各个信号分量所在的时频区域,进而通过时频逆变换重构信号分量^[99]。PHAM 提出了一种改进的脊线轮廓计算方法,该方法能够同时表征脉冲信号和调幅-调频信号^[100]。与脊线特征类似, FLANDRIN 指出 STFT 可以由其零点完全表征,若以这些零点为三角形顶点对时频面进行三角剖分,可以发现噪声区域三角形分布均匀且边长较短,而信号分量所在区域三角形边长较长,此特征同样可以用于信号分量的识别和重构^[101]。需要注意的是,当信号分量在时频面上相交(或重叠)时,这些分量在交点附近拥有相同的时频系数,因此上述提及的时频域信号分解方法无法分离这类信号分量。表 1 总结了几种具有代表性的信号分解方法的特点及适用范围。

表 1 常用信号分解方法特点及适用范围

方法	特点及适用范围
EMD	时域迭代“筛选”算法;适合分析信噪比高、采样充分、分量间隔充分的平稳或拟平稳信号
HVD	利用多分量信号的平均瞬时频率作为主分量瞬时频率估计值,通过同步解调估计瞬时幅值;适合分析分量能量具有明显差异的振动信号
原子分解	利用参数化波形逼近信号局部特征;适合分析局部瞬态信号,例如机械故障引起的瞬态冲击
EWT、VMD	频域自适应滤波方法;适合分析分量频率范围不重叠的窄带信号
SST	沿频率方向压缩能量提升时频集中性,通过时频逆变换重构信号;适合分析信号分量在时频面上间隔充分的拟平稳信号

2 信号分解在机械故障诊断中的应用研究现状

如前文所述,如果机械设备的关键部件出现故障,会严重影响设备运行的安全性,甚至导致整个

设备崩溃, 引发重大安全事故。因此, 对机械设备的關鍵部件进行监测和诊断具有重要意义。利用信号分解可以抑制噪声和无关信号分量的干扰, 从而有效提取故障特征, 因此信号分解在关键机械部件的故障诊断中得到了广泛应用。本节将讨论信号分解在轴承、齿轮和转子三种关键机械部件的故障诊断中的应用研究现状。

2.1 轴承故障诊断

轴承是旋转机械设备的一种关键部件。据有关资料显示, 在旋转机械故障中, 有 30% 的故障是由滚动轴承失效引起的。因此, 轴承故障诊断一直是机械故障诊断领域的研究热点。如果轴承存在损伤, 损伤表面和啮合表面接触时会产生冲击, 因此轴承振动响应中会出现瞬态脉冲。当主轴转速恒定时, 故障脉冲会周期性地重复出现, 其重复频率被称为轴承故障特征频率。现有方法大多通过对轴承振动信号进行包络谱分析来识别故障特征频率, 从而实现轴承故障诊断^[102]。但是, 当环境噪声太强时, 故障脉冲特征容易被噪声淹没。对此, ANTONI 提出了基于谱峭度的轴承故障诊断方法^[103]。该方法首先利用谱峭度指标选取对脉冲特征敏感的频段, 继而利用带通滤波器提取该频段上的振动信号, 最后对得到的信号进行包络分析提取故障特征频率。通过带通滤波, 该方法能够有效抑制噪声等无关成分的影响。但是, 与 DWT 和 WPT 方法类似, 该方法采用固定的频段划分方式, 难以最佳匹配故障特征。因此, 数据驱动的信号分解方法在轴承故障诊断中更具优势。DU 利用 EMD 方法将轴承振动信号自适应地分解为若干本征模函数, 进而选取能量较大的本征模函数进行包络分析, 最终成功诊断轴承故障^[104]。为了克服 EMD 的模式混叠问题, FENG 利用 EEMD 分解轴承振动信号, 继而利用相关分析和峭度指标选取对故障敏感的信号分量, 最后利用 TEAGER 能量算子对选取的信号分量进行解调分析^[105]。在强噪声情况下, GUO 将 EEMD 与谱峭度方法结合, 用于轴承故障诊断^[106]。该方法首先利用谱峭度确定故障脉冲所在的频段并对信号进行带通滤波, 再利用 EEMD 处理滤波之后的信号。CAO 将 EWT 与包络分析结合, 用于列车车轮轴承故障诊断, 其分析结果表明: EWT 能够成功诊断车轮轴承外圈、滚动体以及外圈-滚动体混合故障^[107]。KEDADOUCHE 对比分析了 EWT、EMD 和 EEMD 在轴承故障诊断方面的性能^[108], 结果表明: EWT 在计算效率以及对信号分量的估计精度方面都优于 EMD 和 EEMD。类似地, 许多学者也将 LMD、ITD 和 VMD 等其他分解方法与

包络分析结合, 用于轴承故障诊断^[109-111]。

轴承故障产生的脉冲信号相对规则, 因此可以用相对简单的参数模型表征脉冲信号, 进而通过原子分解方法提取故障脉冲^[112]。YANG 利用基于小波字典的基追踪方法成功提取轴承脉冲信号^[113], 其分析结果表明: 在脉冲信号时频表示方面, 基追踪方法比小波包分析和匹配追踪方法的分辨率高。CUI 提出了一种自适应脉冲字典并将其应用于轴承故障诊断^[114], 该字典同时考虑了转速、轴承尺寸以及故障程度等信息, 并且进一步提出了基于遗传算法的匹配追踪方法用于估计字典参数, 从而准确提取脉冲信号。HE 利用有阻尼二阶系统的单位脉冲响应函数来构造脉冲原子字典, 进而通过相关滤波估计原子的固有频率和阻尼比, 最后通过分段的匹配追踪方法提取轴承脉冲信号^[115]。该方法具有较高的计算效率和估计精度。QIN 提出了一种基于小波脉冲模型的轴承故障诊断方法^[116]。该方法首先构造了一种满足容许条件的小波脉冲模型, 继而利用凸优化方法提取脉冲信号, 最后通过对得到的脉冲信号进行包络分析从而识别轴承故障。在强噪声干扰情况下, HE 提出了基于时频流形和稀疏表示的轴承故障特征提取方法^[117]。该方法首先利用时频流形方法对信号去噪, 进而利用匹配追踪方法从去噪之后的信号中提取故障脉冲。

在变速工况下, 轴承的故障特征频率具有时变特性。因此, 现有研究大多结合时频分析方法进行轴承故障诊断。FENG 提出了变转速轴承故障诊断的时变解调方法^[118]。该方法的主要步骤包括: ①利用谱峭度方法提取对故障敏感的振动信号分量; ②计算得到的信号分量的包络和瞬时频率; ③利用基于 SST 的频率-时间集中方法分析包络信号和瞬时频率信号, 进而提取故障特征频率。HU 通过提取信号时频分布的能量脊线获取轴承转速信息, 继而利用重采样方法消除振动信号的非平稳特性, 最后采用改进的 EWT 方法提取故障特征分量^[119]。类似地, WANG 将 VMD 和重采样方法结合用于变转速轴承故障诊断^[120]。该方法能够得到高分辨率的振动信号时频分布, 因此能够准确描述故障特征。但是, 重采样方法需要对信号进行数据插值, 因此容易产生插值误差。对此, ZHAO 利用广义解调方法将非平稳振动信号变换为平稳信号, 进而实现变转速工况下的轴承混合故障诊断, 该方法具有更高的计算精度和计算效率^[121]。为了抑制随机噪声和干扰成分的影响, HUANG 首先利用共振稀疏分解方法将信号分解为低共振分量和高共振分量两部分^[122],

其中低共振分量主要包含故障脉冲信号, 而高共振分量包含噪声和干扰信号成分; 继而利用时频分析方法从分解结果中提取故障特征频率, 最终实现故障诊断。然而, 受 Heisenberg 测不准原理的限制, 传统时频分析方法的分辨率有限, 难以得到准确的特征频率估计结果。对此, CHEN 将非线性调频分量分解方法应用于变转速轴承故障诊断, 克服了传统时频分析方法分辨率不足的固有局限, 准确提取了轴承时变故障特征频率^[123]。

除了上述基于特征频率提取的故障诊断方法, 许多学者利用智能分类算法自动识别轴承故障。例如, YANG 提出了基于 EMD 和人工神经网络的轴承故障诊断方法^[124]。该方法首先利用 EMD 将轴承振动信号分解为若干本征模函数, 继而计算本质模函数的能量熵; 由于能量熵可以反映轴承的工作状态以及故障类型, 该方法利用神经网络对得到的能量熵进行分类, 从而自动识别轴承故障。为了提升故障识别能力, ZHANG 提出了基于 EEMD 和最优支持向量机的轴承多故障诊断方法^[125]。该方法能够准确识别不同程度和不同类型的轴承故障。TIAN 提出了基于 LMD 和极限学习机的变工况轴承故障诊断方法^[126]。该方法首先利用 LMD 将振动信号分解为若干乘积函数, 继而利用奇异值分解提取乘积函数的特征向量, 最后利用极限学习机对特征向量进行分类。该方法能够识别不同功率和不同转速工况下的轴承故障。

2.2 齿轮故障诊断

齿轮是机械传动系统的关键部件。国内外学者围绕齿轮故障诊断开展了大量研究工作。现有研究大多通过检测振动信号频谱中的齿轮特征频率来识别故障。相比于轴承, 齿轮的结构和运动形式更加复杂, 因此其频谱成分异常复杂^[127]。齿轮故障特征极易被无关信号成分淹没。因此, 信号分解或滤波方法在齿轮故障诊断中发挥着重要作用。BARSZCZ 利用谱峭度和带通滤波提取了行星齿轮早期裂纹故障引起的脉冲信号成分, 并且根据脉冲重复频率识别了故障部位^[128]。2012 年, FENG 提出了基于 EEMD 和能量算子的解调分析方法用于风机行星齿轮故障诊断。该方法首先利用 EEMD 将振动信号分解为一系列本征模函数, 继而利用能量算子计算本征模函数的瞬时幅值和瞬时频率, 最后从瞬时频率和瞬时幅值的频谱中识别齿轮故障特征频率^[129]。为了提升齿轮故障诊断的性能, FENG 进一步研究了基于 LMD 和 ITD 的频率-幅值联合解调方法。这两种方法可以直接获取信号分量的瞬时频率和瞬时幅

值, 因此无需使用能量算子解调^[130-131]。CHEN 将 EEMD 和自适应随机共振方法结合用于提取行星齿轮早期微弱故障特征^[132]。该方法首先利用 EEMD 提取振动信号中对故障敏感的信号分量, 然后通过将这些分量输入随机共振系统, 从而实现故障特征增强。

许多学者从振动信号分解结果中提取统计特征用于齿轮故障诊断。2004 年, LOUTRIDIS 利用 EMD 方法提取振动信号中对裂纹故障敏感的本征模函数, 并将本征模函数的能量用于齿轮状态监测^[133], 其分析结果表明: 随着裂纹故障程度增加, 本征模函数的能量会增大。WANG 基于小波分解结果定义了频率增长指标用于齿轮健康状态评估^[134]。YU 利用 EMD 和 Hilbert 变换得到齿轮振动信号的时频分布, 继而通过计算时频分布的 Shannon 熵来识别齿轮故障^[135]。类似地, WANG 利用 LMD 方法得到振动信号的时频分布, 继而定义了时频分布的能量分散比用于螺旋齿轮的监测与诊断^[136]。CHENG 利用 EMD 得到的本征模函数构造分析矩阵, 继而通过奇异值分解获取矩阵奇异值, 最后通过对奇异值分类识别齿轮故障^[137]。

在变转速齿轮故障诊断方面, 2011 年, PENG 利用多尺度的 Chirplet 原子分解方法提取齿轮时变啮合频率和调制频率, 从而实现齿轮故障诊断^[138]。但是, 这类原子分解方法容易破坏信号时频特征的连续性。CHENG 利用测量到的转速信息对非平稳振动信号进行等角度重采样, 继而利用 LMD 方法分解重采样之后的平稳信号, 最后对分解得到的信号分量进行包络阶次谱分析, 有效提取齿轮故障阶次^[139]。2012 年, LI 提出了广义 SST 方法用于变转速齿轮故障诊断, 该方法能够清楚描述齿轮啮合频率及其边带频率^[140]。类似地, 2015 年, FENG 将迭代广义解调方法与 SST 结合从而提升时频分布的能量集中性, 并且将该方法用于分析齿轮振动信号, 准确表征齿轮故障特征频率^[141]。2016 年, FENG 将 Vold-Kalman 滤波器和高阶能量算子结合, 用于变转速行星齿轮故障诊断。该方法同样能够得到高分辨率的振动信号时频分布^[142]。需要说明的是, 上述方法都需要事先通过传统时频变换估计信号瞬时频率。但是, 对于强时变调频信号, 信号时频分布的能量集中性差, 难以得到准确的瞬时频率估计结果, 将严重影响故障诊断性能。

2.3 转子碰摩故障诊断

转子是旋转机械的关键部件。转子与定子碰摩是旋转机械的一种常见故障类型。当转子和定子发

生周期碰摩时, 系统振动响应会出现周期调幅或周期脉冲特征^[143]。但是, 对于早期碰摩故障, 上述故障特征十分轻微, 极易被噪声和无关信号成分淹没。对此, 许多学者借助信号分解手段来抑制振动信号中的干扰成分, 从而有效提取碰摩故障特征。2009 年, CHENG 利用 EMD 方法诊断转子局部碰摩故障, 其研究表明: 当转子存在碰摩故障时, EMD 方法得到的某些本征模函数存在明显的周期调幅特征^[144]。为了克服 EMD 存在的模式混叠问题, LEI 研究了基于 EEMD 的碰摩故障诊断方法^[145]。该方法选择对碰摩故障敏感的本征模函数来构造振动信号时频分布, 得到的时频分布能够清楚刻画碰摩周期脉冲特征。2012 年, YANG 提出了总体 LMD 方法用于碰摩故障诊断, 该方法有效克服了原始 LMD 方法存在的模式混叠问题^[146]。2013 年, JIANG 将多小波包变换与 EEMD 结合从而提升信号分解性能, 该方法能够同时诊断转子碰摩和不对中等多种故障^[147]。2015 年, WANG 研究了 VMD 在碰摩故障诊断中的应用^[148], 其研究表明: VMD 能够同时提取碰摩谐波(次谐波和超谐波)特征以及脉冲特征。

有学者根据振动响应的调频特征诊断碰摩故障。2009 年, WANG 利用 LMD 方法提取振动信号分量的瞬时幅值和瞬时频率, 进而得到信号的时频分布, 其分析结果表明^[4]: 当转子发生碰摩故障时, 基频谐波分量的瞬时频率存在瞬态振荡现象, 并且这类调频特征对早期碰摩故障更加敏感。2014 年, WANG 利用匹配解调时频变换估计信号快速振荡的瞬时频率, 并且通过时频逆变换重构周期调幅信号分量, 进而实现碰摩故障诊断, 其研究表明^[149]: 如果存在碰摩故障, 振动信号基频分量的瞬时频率会在转频附近振荡, 并且其振荡频率与转频一致。类似地, 2017 年, YU 提出了同步提取变换, 并将其用于分析转子振动信号的调频特征, 进而诊断碰摩故障^[150]。2019 年, HU 利用 EMD 方法系统地分析了转子存在碰摩、裂纹以及碰摩-裂纹混合故障时振动信号的调频特征, 指出调频特征可以用于诊断不同类型的转子故障^[151]。值得注意的是, CHEN 将非线性调频分量分解方法应用于转子碰摩故障诊断, 同时提取了碰摩信号的非线性调频特征和调幅特征, 成功揭示了两种故障特征之间的关联性^[152-153]。

3 信号分解及其在机械故障诊断应用中面临的问题

从前文的信号分解理论研究综述以及分解理论

在故障诊断中的应用研究综述中可以看出, 信号分量的重构精度及其瞬时频率(或瞬时幅值)的估计精度是反映信号分解算法性能的重要指标, 也是决定信号分解算法能否成功提取机械故障特征的关键因素。虽然国内外学者提出了诸多信号分解方法, 但是面对异常复杂的实际机械振动信号, 这些方法仍然难以得到满意的分析结果。现有信号分解方法及其在机械故障诊断应用中存在的问题主要包括:

3.1 分解结果的稀疏性问题

在处理时变非平稳信号时, 大多数分解方法(如 EMD)得到的信号分量的数目通常大于实际关注的特征分量的数目(即分解结果不稀疏), 这些分量中甚至包括与真实信号特征毫不相关的虚假分量。因此, 某些重要的故障特征往往被分散到多个信号分量中, 导致机械故障不能被及时发现。现有故障诊断方法需要通过定义恰当指标从分解结果中挑选出与故障特征相关的信号分量并将这些分量进行适当组合, 从而准确反映机械故障特征。如何抑制虚假分量的产生以及避免繁琐的分量挑选和组合步骤, 直接从信号中提取感兴趣的特征分量, 从而得到最稀疏的信号分解结果, 是提升机械故障诊断性能的关键问题之一。

3.2 紧邻信号分量的分离问题

机械振动信号异常复杂, 会出现某些重要特征分量的频率间隔很近的情况, 如齿轮啮合频率及其边频带分量, 准确识别和分离这类紧邻分量对机械故障诊断至关重要。然而, 由于算法的固有限制, 现有信号分解方法很难处理频率距离很近的分量。例如, 当信号分量的频率间隔较近时, 不同分量的频谱以及时频变换系数会存在干涉, 因此频域滤波方法(如 VMD)和时频域重构方法(如 SST)都无法准确分离这类信号分量; 而 EMD 等需要借助信号极值点检测的分解方法对紧邻信号分量的分解性能严重依赖于分量的幅值比和频率比^[11]。如何突破现有方法的分解模式, 提升信号分解方法的分辨率, 是提升机械故障诊断性能的关键问题之一。

3.3 微弱信号分量的提取问题

在机械设备发生故障的初期, 由于故障十分轻微, 振动信号中的故障特征分量相对微弱, 极易被噪声和其他无关信号成分淹没。因此, 准确识别和提取振动信号中的微弱特征分量, 对机械设备早期故障诊断至关重要。然而, 在提取微弱信号分量时, 信号分解方法会受到其他强信号成分干扰, 难以得到满意的分析结果。例如, 在强干扰情况下, 模型优化算法容易出现稳定性问题, 导致分解结果发散; SST 等时频域方法的分析结果与信号幅值有关, 强

信号成分会抑制弱信号成分的时频表示结果, 因此难以识别微弱信号分量。如何提升信号分解方法的鲁棒性, 降低信号幅值对分解结果的影响, 是提升信号分解方法对微弱信号分量的提取性能以及提升机械故障诊断性能的关键问题之一。

3.4 强时变调频信号的表征问题

在大幅度变速工况下, 旋转机械的振动信号通常会呈现出强时变的非线性调频特征。即使在恒转速工况下, 某些机械故障(如转子碰摩)也会导致复杂的强时变调频现象。因此, 准确识别和刻画机械振动信号的强时变调频特征对机械故障诊断尤为重要。然而, 现有时域或频域信号分解方法(如 EMD 和 VMD)通常采用窄带信号模型, 难以准确描述宽带的强时变调频信号; 而时频域方法如 SST 则是对信号瞬时频率“零阶”逼近, 无法准确刻画强时变调频特征。如何构造更加精确的信号逼近模型以及高效的模型优化算法, 是提升信号分解方法对强时变调频信号的表征性能以及提升机械故障诊断性能的关键问题之一。

4 结论

信号分解在机械故障诊断中发挥着关键作用。首先, 对时域分解方法、频域滤波方法和时频域重构方法这三大类信号分解方法的研究现状进行了系统的综述和总结; 然后, 对信号分解方法在轴承、齿轮以及转子碰摩故障诊断中的应用研究现状进行了梳理; 最后, 归纳总结了信号分解方法及其在机械故障诊断应用中面临的挑战, 为信号分解和故障诊断提供了未来可以借鉴的研究方向。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 王诗彬. 机械故障诊断的匹配时频分析原理及其应用研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2015.
WANG Shibin. Research on matching time-frequency analysis theory of machinery fault diagnosis and applications[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2015.
- [3] CHEN Z, SHAO Y. Dynamic simulation of spur gear with tooth root crack propagating along tooth width and crack depth[J]. Engineering Failure Analysis, 2011, 18(8): 2149-2164.
- [4] WANG Y, HE Z, ZI Y. A demodulation method based on improved local mean decomposition and its application in rub-impact fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(2): 025704.
- [5] 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 A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454: 903-995.
- [6] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2): 108-126.
- [7] LIANG H, LIN Q, CHEN J. Application of the empirical mode decomposition to the analysis of esophageal manometric data in gastroesophageal reflux disease[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2005, 52(10): 1692-1701.
- [8] MOLLA M K I, HIROSE K. Single-mixture audio source separation by subspace decomposition of Hilbert spectrum[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2007, 15(3): 893-900.
- [9] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(01): 1-41.
- [10] FELDMAN M. Analytical basics of the EMD: Two harmonics decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(7): 2059-2071.
- [11] RILLING G, FLANDRIN P. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 85-95.
- [12] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 112-114.
- [13] XUAN B, XIE Q, PENG S. EMD sifting based on bandwidth[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(8): 537-540.
- [14] ROY A, DOHERTY J F. Raised cosine filter-based empirical mode decomposition[J]. IET Signal Processing, 2011, 5(2): 121-129.
- [15] CHEN Q, HUANG N, RIEMENSCHNEIDER S, et al. A B-spline approach for empirical mode decompositions[J].

- Advances in Computational Mathematics, 2006, 24(1-4): 171-195.
- [16] DELECHELLE E, LEMOINE J, NIANG O. Empirical mode decomposition: An analytical approach for sifting process[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(11): 764-767.
- [17] LI H, LI Z, MO W. A time varying filter approach for empirical mode decomposition[J]. Signal Processing, 2017, 138: 146-158.
- [18] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [19] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2006, 463(2078): 321-342.
- [20] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [21] LIN L, WANG Y, ZHOU H. Iterative filtering as an alternative algorithm for empirical mode decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(4): 543-560.
- [22] WANG Y, WEI G, YANG S. Iterative filtering decomposition based on local spectral evolution kernel[J]. Journal of Scientific Computing, 2012, 50(3): 629-664.
- [23] CICONE A, LIU J, ZHOU H. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2016, 41(2): 384-411.
- [24] YANG D, WANG B, CAI G, et al. Oscillation mode analysis for power grids using adaptive local iterative filter decomposition[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2017, 92: 25-33.
- [25] AN X. Local rub-impact fault diagnosis of a rotor system based on adaptive local iterative filtering[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2017, 39(5): 748-753.
- [26] AN X, ZENG H, LI C. Demodulation analysis based on adaptive local iterative filtering for bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 94: 554-560.
- [27] FELDMAN M. Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 295: 518-530.
- [28] GIANFELICI F, BIAGETTI G, CRIPPA P, et al. Multicomponent AM-FM representations: an asymptotically exact approach[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2007, 15(3): 823-837.
- [29] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [30] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [31] REBOLLONEIRA L, LOWE D. Optimized orthogonal matching pursuit approach[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(4): 137-140.
- [32] QIAN S, CHEN D. Signal representation using adaptive normalized Gaussian functions[J]. Signal Processing, 1994, 36(1): 1-11.
- [33] WANG Y. Seismic time-frequency spectral decomposition by matching pursuit[J]. Geophysics, 2007, 72(1): V13-V20.
- [34] 杨扬. 参数化时频分析理论、方法及其在工程信号分析中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- YANG Yang. Theory, methodology of parameterized time-frequency analysis and its application in engineering signal processing[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013.
- [35] DURKA P J, IRCHA D, BLINOWSKA K J. Stochastic time-frequency dictionaries for matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(3): 507-510.
- [36] BULTAN A. A four-parameter atomic decomposition of chirplets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(3): 731-745.
- [37] PAPANDREOU-SUPPAPPOLA A, SUPPAPPOLA S B. Analysis and classification of time-varying signals with multiple time-frequency structures[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 92-95.
- [38] CHEN S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [39] CANDÈS E J, TAO T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies?[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [40] BRUCKSTEIN A M, DONOHO D L, ELAD M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling

- of signals and images[J]. SIAM Review, 2009, 51(1): 34-81.
- [41] 张晗, 杜朝辉, 方作为, 等. 基于稀疏分解理论的航空发动机轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 97-105.
- ZHANG Han, DU Zhaohui, FANG Zuowei, et al. Sparse decomposition based aero-engine's bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 97-105.
- [42] 樊薇, 李双, 蔡改改, 等. 瞬态成分 Laplace 小波稀疏表示及其轴承故障特征提取应用[J]. 机械工程学报, 2015, 51(15): 110-118.
- FAN Wei, LI Shuang, CAI Gaigai, et al. Sparse representation for transients in laplace wavelet basis and its application in feature extraction of bearing fault[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(15): 110-118.
- [43] HOU T Y, SHI Z. Adaptive data analysis via sparse time-frequency representation[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 3(01n02): 1-28.
- [44] HOU T Y, SHI Z. Data-driven time-frequency analysis[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2013, 35(2): 284-308.
- [45] HOU T Y, SHI Z. Sparse time-frequency representation of nonlinear and nonstationary data[J]. Science China-Mathematics, 2013, 56(12): 2489-2506.
- [46] HOU T Y, SHI Z. Sparse time-frequency decomposition based on dictionary adaptation[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 2016, 374(2065): 20150192.
- [47] HOU T Y, SHI Z, TAVALLALI P. Convergence of a data-driven time-frequency analysis method[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2014, 37(2): 235-270.
- [48] PENG S, HWANG W. Adaptive signal decomposition based on local narrow band signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7): 2669-2676.
- [49] PENG S, HWANG W. Null space pursuit: an operator-based approach to adaptive signal separation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(5): 2475-2483.
- [50] HU X, PENG S, HWANG W L. Adaptive integral operators for signal separation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1383-1387.
- [51] GUO B, PENG S, HU X, et al. Complex-valued differential operator-based method for multi-component signal separation[J]. Signal Processing, 2017, 132: 66-76.
- [52] CHEN S, PENG Z, YANG Y, et al. Intrinsic chirp component decomposition by using Fourier series representation[J]. Signal Processing, 2017, 137: 319-327.
- [53] CHEN S, DONG X, PENG Z, et al. Nonlinear chirp mode decomposition: A variational method[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(22): 6024-6037.
- [54] CHEN S, YANG Y, PENG Z, et al. Adaptive chirp mode pursuit: Algorithm and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 566-584.
- [55] CHEN S, DONG X, XIONG Y, et al. Nonstationary signal denoising using an envelope-tracking filter[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(4): 2004-2015.
- [56] CHEN S, DONG X, XING G, et al. Separation of overlapped non-stationary signals by ridge path regrouping and intrinsic chirp component decomposition[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(18): 5994-6005.
- [57] DONG X, CHEN S, XING G, et al. Doppler frequency estimation by parameterized time-frequency transform and phase compensation technique[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(9): 3734-3744.
- [58] YIN W, YANG X, LI L, et al. HEAR: approach for heartbeat monitoring with body movement compensation by IR-UWB radar[J]. Sensors, 2018, 18(9): 3077.
- [59] GUO W, JIANG X, LI N, et al. A coarse TF ridge-guided multi-band feature extraction method for bearing fault diagnosis under varying speed conditions[J]. IEEE Access, 2019, 7: 18293-18310.
- [60] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. San Diego: Academic Press, 1998.
- [61] AKANSU A N, HADDAD R A. Multiresolution signal decomposition: Transforms, subbands, and wavelets[M]. Boston: Academic Press, 1992.
- [62] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193-2201.
- ZHU Wenying, FENG Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2193-2201.
- [63] ZHENG J, PAN H, YANG S, et al. Adaptive parameterless empirical wavelet transform based time-frequency analysis method and its application to rotor rubbing fault diagnosis[J]. Signal Processing, 2017, 130: 305-314.
- [64] HU Y, LI F, LI H, et al. An enhanced empirical wavelet transform for noisy and non-stationary signal processing[J].

- Digital Signal Processing, 2017, 60: 220-229.
- [65] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [66] LAHMIRI S. A variational mode decomposition approach for analysis and forecasting of economic and financial time series[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 55: 268-273.
- [67] 于四伟. 基于自适应稀疏反演的地震数据重构[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- YU Siwei. Seismic data reconstruction based on adaptive sparse inversion[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [68] TRIPATHY R, SHARMA L, DANDAPAT S. Detection of shockable ventricular arrhythmia using variational mode decomposition[J]. Journal of Medical Systems, 2016, 40(4): 79.
- [69] 陈东宁, 张运东, 姚成玉, 等. 基于 FVMD 多尺度排列熵和 GK 模糊聚类的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2018, 54(14): 16-27.
- CHEN Dongning, ZHANG Yundong, YAO Chengyu, et al. Fault diagnosis based on FVMD multi-scale permutation entropy and GK fuzzy clustering[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14): 16-27.
- [70] OLHEDE S, WALDEN A T. A generalized demodulation approach to time-frequency projections for multicomponent signals[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2005, 461(2059): 2159-2179.
- [71] CHENG J, YANG Y, YU D. Application of the improved generalized demodulation time-frequency analysis method to multi-component signal decomposition[J]. Signal Processing, 2009, 89(6): 1205-1215.
- [72] FENG Z, CHU F, ZUO M J. Time-frequency analysis of time-varying modulated signals based on improved energy separation by iterative generalized demodulation[J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330(6): 1225-1243.
- [73] CHEN X, FENG Z. Iterative generalized time-frequency reassignment for planetary gearbox fault diagnosis under nonstationary conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 429-444.
- [74] YANG Y, DONG X, PENG Z, et al. Component extraction for non-stationary multi-component signal using parameterized de-chirping and band-pass filter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1373-1377.
- [75] YANG Y, PENG Z, DONG X, et al. Application of parameterized time-frequency analysis on multicomponent frequency modulated signals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(12): 3169-3180.
- [76] QIAN S, CHEN D. Joint time-frequency analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999, 16(2): 52-67.
- [77] DAUBECHIES I, LU J, WU H. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [78] MEIGNEN S, OBERLIN T, MCLAUGHLIN S. A new algorithm for multicomponent signals analysis based on synchrosqueezing: with an application to signal sampling and denoising[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 5787-5798.
- [79] AUGER F, FLANDRIN P, LIN Y, et al. Time-frequency reassignment and synchrosqueezing: An overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(6): 32-41.
- [80] AUGER F, FLANDRIN P. Improving the readability of time-frequency and time-scale representations by the reassignment method[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(5): 1068-1089.
- [81] 陈小旺, 冯志鹏, LIANG M. 基于迭代广义同步压缩变换的时变工况行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 131-137.
- CHEN Xiaowang, FENG Zhipeng, LIANG M. Planetary gearbox fault diagnosis under time-variant conditions based on iterative generalized synchrosqueezing transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 131-137.
- [82] WU H T, CHAN Y H, LIN Y T, et al. Using synchrosqueezing transform to discover breathing dynamics from ECG signals[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2014, 36(2): 354-359.
- [83] AMEZQUITA-SANCHEZ J P, ADELI H. Synchrosqueezed wavelet transform-fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures[J]. Smart Materials and Structures, 2015, 24(6): 065034.
- [84] THAKUR G, WU H T. Synchrosqueezing-based recovery of instantaneous frequency from nonuniform samples[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2011, 43(5): 2078-2095.
- [85] THAKUR G, BREVD E, FUČKAR N S, et al. The

- synchrosqueezing algorithm for time-varying spectral analysis: robustness properties and new paleoclimate applications[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(5): 1079-1094.
- [86] HUANG Z, ZHANG J, ZHAO T, et al. Synchrosqueezing S-transform and its application in seismic spectral decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(2): 817-825.
- [87] LI C, LIANG M. A generalized synchrosqueezing transform for enhancing signal time-frequency representation[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(9): 2264-2274.
- [88] WANG S, CHEN X, CAI G, et al. Matching demodulation transform and synchrosqueezing in time-frequency analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(1): 69-84.
- [89] MEIGNEN S, PHAM D H, MCLAUGHLIN S. On demodulation, ridge detection, and synchrosqueezing for multicomponent signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(8): 2093-2103.
- [90] OBERLIN T, MEIGNEN S, PERRIER V. Second-order synchrosqueezing transform or invertible reassignment? Towards ideal time-frequency representations[J]. *IEEE Transactions Signal Processing*, 2015, 63(5): 1335-1344.
- [91] 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.
- [92] LIN C Y, SU L, WU H T. Wave-shape function analysis: when cepstrum meets time-frequency analysis[J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2016: 1-55.
- [93] DAUBECHIES I, WANG Y G, WU H T. ConceFT: concentration of frequency and time via a multitapered synchrosqueezed transform[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2016, 374(2065): 20150193.
- [94] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Nonlinear mode decomposition: A noise-robust, adaptive decomposition method[J]. *Physical Review E*, 2015, 92(3): 032916.
- [95] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V, STEFANOVSKA A. Extraction of instantaneous frequencies from ridges in time-frequency representations of signals[J]. *Signal Processing*, 2016, 125: 290-303.
- [96] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V, 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.
- [97] QIN Y, TANG B, MAO Y. Adaptive signal decomposition based on wavelet ridge and its application[J]. *Signal Processing*, 2016, 120: 480-494.
- [98] LIM Y, SHINNCUNNINGHAM B G, GARDNER T J. Sparse contour representations of sound[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(10): 684-687.
- [99] MEIGNEN S, OBERLIN T, DEPALLE P, et al. Adaptive multimode signal reconstruction from time-frequency representations[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2016, 374(2065): 20150205.
- [100] PHAM D H, MEIGNEN S. An adaptive computation of contour representations for mode decomposition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(11): 1596-1600.
- [101] FLANDRIN P. Time-frequency filtering based on spectrogram zeros[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11): 2137-2141.
- [102] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics—a tutorial[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485-520.
- [103] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
- [104] DU Q, YANG S. Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(6): 2634-2644.
- [105] FENG Z, ZUO M J, HAO R, et al. Ensemble empirical mode decomposition-based Teager energy spectrum for bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2013, 135(3): 031013.
- [106] GUO W, TSE P W, DJORDJEVICH A. Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition[J]. *Measurement*, 2012, 45(5): 1308-1322.
- [107] CAO H, FAN F, ZHOU K, et al. Wheel-bearing fault diagnosis of trains using empirical wavelet transform[J]. *Measurement*, 2016, 82: 439-449.
- [108] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: application to bearing defect diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 88-107.
- [109] 王建国, 李健, 万旭东. 基于奇异值分解和局域均值分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*,

- 2015, 51(3): 104-110.
- WANG Jianguo, LI Jian, WAN Xudong. Fault feature extraction method of rolling bearings based on singular value decomposition and local mean decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3): 104-110.
- [110] BO L, PENG C. Fault diagnosis of rolling element bearing using more robust spectral kurtosis and intrinsic time-scale decomposition[J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(12): 2921-2937.
- [111] LI Z, CHEN J, ZI Y, et al. Independence-oriented VMD to identify fault feature for wheel set bearing fault diagnosis of high speed locomotive[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 512-529.
- [112] 康晨晖, 崔玲丽, 王婧, 等. 基于信号特征的复合字典多原子匹配算法研究[J]. 机械工程学报, 2012, 48(12): 1-6.
- KANG Chenhui, CUI Lingli, WANG Jing, et al. Research on the composite dictionary multi-atoms matching algorithm based on the signal character[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(12): 1-6.
- [113] YANG H, MATHEW J, MA L. Fault diagnosis of rolling element bearings using basis pursuit[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2): 341-356.
- [114] CUI L, JING W, LEE S. Matching pursuit of an adaptive impulse dictionary for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(10): 2840-2862.
- [115] HE G, DING K, LIN H. Fault feature extraction of rolling element bearings using sparse representation[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 366: 514-527.
- [116] QIN Y. A new family of model-based impulsive wavelets and their sparse representation for rolling bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(3): 2716-2726.
- [117] HE Q, SONG H, DING X. Sparse signal reconstruction based on time-frequency manifold for rolling element bearing fault signature enhancement[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(2): 482-491.
- [118] FENG Z, CHEN X, WANG T. Time-varying demodulation analysis for rolling bearing fault diagnosis under variable speed conditions[J]. Journal of Sound Vibration, 2017, 400: 71-85.
- [119] HU Y, TU X, LI F, et al. An adaptive and tacholess order analysis method based on enhanced empirical wavelet transform for fault detection of bearings with varying speeds[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 409: 241-255.
- [120] WANG Y, YANG L, XIANG J, et al. A hybrid approach to fault diagnosis of roller bearings under variable speed conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(12): 125104.
- [121] ZHAO D, LI J, CHENG W, et al. Compound faults detection of rolling element bearing based on the generalized demodulation algorithm under time-varying rotational speed[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 378: 109-123.
- [122] HUANG H, BADDOUR N, LIANG M. A method for tachometer-free and resampling-free bearing fault diagnostics under time-varying speed conditions[J]. Measurement, 2019, 134: 101-117.
- [123] CHEN S, DU M, PENG Z, et al. High-accuracy fault feature extraction for rolling bearings under time-varying speed conditions using an iterative envelope-tracking filter[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 448: 211-229.
- [124] YANG Y, YU D, CHENG J. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1): 269-277.
- [125] ZHANG X, ZHOU J. Multi-fault diagnosis for rolling element bearings based on ensemble empirical mode decomposition and optimized support vector machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1-2): 127-140.
- [126] TIAN Y, MA J, LU C, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine[J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 90: 175-186.
- [127] 李永焯, 丁康, 何国林, 等. 齿轮系统振动响应信号调制边频带产生机理[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 105-112.
- LI Yongzhuo, DING Kang, HE Guolin, et al. Modulation sidebands of the vibration signal of gearbox[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 105-112.
- [128] BARSZCZ T, RANDALL R B. Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1352-1365.
- [129] FENG Z, 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.
- [130] FENG Z, ZUO M J, QU J, et al. Joint amplitude and frequency demodulation analysis based on local mean decomposition for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 56-75.
- [131] FENG Z, LIN X, ZUO M J. Joint amplitude and frequency demodulation analysis based on intrinsic time-scale decomposition for planetary gearbox fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 72: 223-240.
- [132] CHEN X, CHENG G, SHAN X, et al. Research of weak fault feature information extraction of planetary gear based on ensemble empirical mode decomposition and adaptive stochastic resonance[J]. *Measurement*, 2015, 73: 55-67.
- [133] LOU TRIDIS S. Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition[J]. *Engineering Structures*, 2004, 26(12): 1833-1841.
- [134] WANG D, MIAO Q, KANG R. Robust health evaluation of gearbox subject to tooth failure with wavelet decomposition[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 324(3-5): 1141-1157.
- [135] YU D, YANG Y, CHENG J. Application of time-frequency entropy method based on Hilbert-Huang transform to gear fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2007, 40(9-10): 823-830.
- [136] WANG Y, HE Z, XIANG J, et al. Application of local mean decomposition to the surveillance and diagnostics of low-speed helical gearbox[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2012, 47: 62-73.
- [137] CHENG J, YU D, TANG J, et al. Application of SVM and SVD technique based on EMD to the fault diagnosis of the rotating machinery[J]. *Shock and Vibration*, 2009, 16(1): 89-98.
- [138] PENG F, YU D, LUO J. Sparse signal decomposition method based on multi-scale chirplet and its application to the fault diagnosis of gearboxes[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 549-557.
- [139] CHENG J, ZHANG K, YANG Y. An order tracking technique for the gear fault diagnosis using local mean decomposition method[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2012, 55: 67-76.
- [140] 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.
- [141] FENG Z, CHEN X, 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: 360-375.
- [142] FENG Z, QIN S, LIANG M. Time-frequency analysis based on Vold-Kalman filter and higher order energy separation for fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions[J]. *Renewable Energy*, 2016, 85: 45-56.
- [143] 曾鸣, 杨宇, 郑近德, 等. 归一化复域能量算子解调及其在转子碰摩故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(5): 65-73.
- ZENG Ming, YANG Yu, ZHENG Jinde, et al. Normalized complex teager energy operator demodulation method and its application to rotor rub-impact fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(5): 65-73.
- [144] CHENG J, YU D, TANG J, et al. Local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems based on EMD[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2009, 44(4): 784-791.
- [145] LEI Y, ZUO M J. Fault diagnosis of rotating machinery using an improved HHT based on EEMD and sensitive IMFs[J]. *Measurement Science and Technology*, 2009, 20(12): 125701.
- [146] YANG Y, CHENG J, ZHANG K. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems[J]. *Measurement*, 2012, 45(3): 561-570.
- [147] JIANG H, LI C, LI H. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 36(2): 225-239.
- [148] WANG Y, MARKERT R, XIANG J, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60: 243-251.
- [149] WANG S, CHEN X, LI G, et al. Matching demodulation transform with application to feature extraction of rotor rub-impact fault[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation*

- and Measurement, 2014, 63(5): 1372-1383.
- [150] YU G, YU M, XU C. Synchroextracting transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8042-8054.
- [151] HU A, XIANG L, ZHANG Y. Experimental study on the intrawave frequency modulation characteristic of rotor rub and crack fault[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 118: 209-225.
- [152] CHEN S, YANG Y, PENG Z, et al. Detection of rub-impact fault for rotor-stator systems: a novel method based on adaptive chirp mode decomposition[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 440: 83-99.
- [153] ZHOU P, DU M, CHEN S, et al. Study on intra-wave frequency modulation phenomenon in detection of rub-impact fault[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 342-363.
-
- 作者简介:** 陈是扞, 男, 1991 年出生, 博士, 副研究员。主要研究方向为信号处理、机械故障诊断。
E-mail: chenshiqian@swjtu.edu.cn
- 彭志科(通信作者), 男, 1974 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为设备故障诊断与智能运维、信号处理与大数据分析、振动分析与控制和非线性动力学等。
E-mail: z.peng@sjtu.edu.cn