变转速下机械设备动态信号分析方法的回顾与展望

林京^{①②*}, 赵明^②

① 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710054;

② 西安交通大学机械工程学院, 西安 710049

* E-mail: jinglin@mail.xjtu.edu.cn

收稿日期: 2014-12-10; 接受日期: 2015-02-17

国家自然科学基金(批准号: 51125022, 51405373)资助项目

摘要 变转速下, 传统的等时间间隔采样所获得的机械动态信号已不再保持原有的周期特性, 此时, 无法采用经典的基于傅里叶变换理论谱分析方法来分析信号. 为此, 各种针对变转速机械设备动态信号的分析方法纷纷推出. 尤其在近几年, 这一问题已成为机械故障诊断领域国内外同行关注的焦点. 然而, 不同类型机械设备的转速变化形式千差万别, 测试条件也各不相同, 已有的各种方法到底具有怎样的适应性, 还有哪些问题尚未解决, 一直没有深入讨论. 本文针对这一背景, 对现有的变转速机械设备的动态信号分析方法进行梳理, 从阶次跟踪、循环平稳分析、时频分析、经验模式分析、非平稳建模等几个方面进行评述, 对其发展的技术路线、适用范围、使用方法以及发展空间开展讨论, 并指出变转速机械设备的信号分析、故障诊断所需要进一步开展的研究方向.

关键词

变转速
机械设备
动态信号分析
故障诊断

1 引言

无论是简单机械还是复杂装备, 小到微机电系统, 大到海洋工程装备, 变转速的工作状态几乎无处不在, 却又各不相同. 石油钻探过程中, 顶驱传动系统的瞬时转速波动范围达到 10~300 r/min^[1]; 直升机、歼击机、大型战舰等国防装备中的动力传输系统, 其运行转速和载荷则由巡航速度和机动动作决定; 数控机床的电主轴在切削中通常采用变转速运行模式以抑制颤振现象的发生^[2]; 风电齿轮箱的转速随风向及风力的强弱而变化^[3~5]. 可以说, 变转速工况几乎涉及到工业、民用、国防等领域中的各种关键设备.

振动分析早已成为一种广泛采用的机械设备状态监测手段, 其内容涉及信号获取^[6,7]、故障机理与建模^[8~12]、信号处理与特征提取^[13~17]、模式识别与智能决策^[18~20]等多个方面. 通过信息处理、特征提取以及模式识别, 实现恒工况设备的状态监测与故障诊断^[21,22]. 该理论框架下的故障诊断方法已十分丰富, 是一个相对成熟的研究领域.

然而需要指出的是, 目前的振动监测与诊断技术主要针对定转速机械设备, 并假设振动响应的异常源自于设备的劣化或失效^[23], 因此这些方法并不能有效实现变转速下设备的监测与诊断. 和平稳工况相比, 变转速下的机械设备振动信号更加复杂^[24~26], 因为

引用格式: 林京, 赵明. 变转速下机械设备动态信号分析方法的回顾与展望. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 669~686
Lin J, Zhao M. Dynamic signal analysis for speed-varying machinery: A review (in Chinese). Sci Sin Tech, 2015, 45: 669~686, doi: 10.1360/N092014-00425

振动信号的调频、调幅、调相等非平稳特征不仅会由设备故障引发, 转速变化也会给振动信号带来同样的现象, 这在增加信号复杂程度的同时也大大增加了故障检测的难度. 为此, 变转速设备的监测与诊断一直为国内外同行所关注, 尤其在近几年, 这一问题已成为机械故障诊断领域关注的焦点之一. 2011年起, 每年都会召开以变工况状态监控为主题的国际会议(condition monitoring of machinery in non-stationary operations, CMMNO), 2013年, 机械信号处理领域权威杂志《Mechanical Systems and Signal Processing》针对变工况机械设备的监测与诊断出版了专刊, 致力从故障机理和信号处理等角度解决风电、直升机、大型挖掘机所面临的设备监测难题.

迄今为止, 机械监测诊断相关文章已逾万篇, 但涉及变转速机械设备故障诊断的研究却从2005年以后才逐步受到关注. 本文对变转速下机械设备的动态信号处理及故障诊断技术的发展历程进行梳理, 对现有文献进行分类、回顾和总结, 并对该领域的发展趋势予以展望.

2 变转速工况带来的挑战

恒转速运行时, 传统的诊断策略大多以健康状态下的时域、频域或时频域信息作为参照, 通过对特征指标对比, 即可分析设备当前的健康状态及潜在故障. 变转速下, 信号征兆与故障模式之间的映射关系变得复杂, 不仅故障会导致振动信号的异常, 而且设备的转速波动以及传递路径的影响都会导致信号模式的变化^[27]. 这种复杂性给传统诊断方法带来了挑战, 主要表现为以下几方面.

2.1 传统的频谱分析技术不再有效

频谱分析技术是现代故障诊断方法的基础, 以齿轮箱状态监测为例, 当设备处于恒转速运行工况时, 故障特征频率是恒定的, 这时只需借助传统的傅里叶分析方法即可清晰地识别其啮合频率和边频(图1(a)所示), 据此即可判断设备的健康状况及劣化趋势. 然而, 当齿轮箱处于变转速运行时, 以上特征频率也会产生相应的时变效应, 即频率调制. 这种频率调制在频域中则表现为谱图模糊现象(如图1(b)所示), 从该图既无法分辨齿轮的啮合频率, 也无法识别故障引起的边频. 因此, 在变转速运行工况下, 直接采

用传统的谱分析方法极易造成故障的漏诊或误判^[28].

2.2 统计指标分析方法更加困难

设备的振动从本质上讲是设备零部件运转过程中产生的动态激振力作用于系统壳体, 从而在测振表面引起的强迫振动. 无论是齿轮的齿间啮合力、轴承的故障冲击力还是转子失衡引起的离心力, 都与设备瞬时转速密切相关. 因此, 当设备的瞬时转速发生波动时, 其振动信号的波形、包络和能量也产生相应变化, 如图2所示. 转速波动使振动信号的统计特性, 包括均值、峰峰值、均方根、峭度、偏斜度等指标呈现强烈的非平稳性和时变性, 并导致基于统计指标分析的相关方法不再奏效.

2.3 传递路径会对振动信号产生新的幅值调制和相位调制

受设备结构、测试条件、测试技术、故障源不确定等因素的制约, 振动传感器一般无法直接从故障源处拾取信息. 振动信号从故障源传播到测振传感器往往需要一个复杂的传递路径, 通常包括传动轴、

图1 转速波动对故障特征频谱产生的影响

(a) 恒转速; (b) 变转速

图 2 转速波动对信号波形产生的影响
(a) 恒转速; (b) 变转速

轴承、壳体以及传感器磁座等,如图 3 所示(仅给出主传递路径).故障引起的弹性波在经历这些传递环节后,都会产生幅值衰减和相位畸变.从信号与系统的角度来看,传递路径对信号的影响与整个路径的幅频响应 $A(\omega)$ 和相频响应 $\varphi(\omega)$ 有关.当设备处于平稳转速时,由于故障的激振频率 ω 是恒定的,因此,传递路径的幅频响应和相频响应都是定值,其影响可以不予考虑.然而,当设备处于变转速工况时,故障的激振频率是关于时间的函数 $\omega(t)$.此时,传递路径的幅频响应和相频响应也是时变的,并进一步对振动信号产生幅值调制和相位调制效应.

综上所述,变转速下机械设备的振动信号是一种复杂的非平稳信号,它不仅受故障本身引起的调制作用,也受到转速变化和传递路径引起的调频、调幅、调相等作用,同时,这些调制源之间往往还会相互耦合,进一步增加了信号分析的难度.因此,如何通过信号处理方法对转速、传递路径引起的调制现象进行有效抑制,并对故障调制进行准确分离和解调,是变转速机械设备故障诊断的一个关键问题.

图 3 振动信号的传递路径

3 变转速机械设备动态信号分析与故障诊断的研究现状

有关变转速下机械设备动态信号处理及故障诊断方法的讨论集中在近十年,这一方面得益于非平稳信号处理理论的发展,另一方面也离不开电子硬件计算技术的快速发展.尽管针对变转速机械设备的分析诊断方法较多,但从技术路线上大体可分为三类:基于阶次跟踪的方法,基于阶次循环平稳分析的方法和基于时频分析的方法.下面就从这三个方面来阐述变转速机械设备信号分析与诊断的研究现状.

3.1 基于阶次跟踪的方法

阶次跟踪是变转速机械设备动态信号分析的一种有效方法.其基本思路是通过角度域等间隔采样技术将时间域的非平稳信号转化为角度域的平稳或循环平稳信号,从而建立起变转速信号处理与恒转速信号处理之间的桥梁,使传统信号处理方法能够重新发挥作用.对角度域采样信号进行频谱分析可进一步得到振动信号的阶次谱.与传统频谱不同的是,阶次谱反映了振动信号在设备每个回转周期内的波动次数,可以有效克服转速波动对频谱分析带来的影响,其物理意义也十分明确.现有的阶次跟踪技术从原理和实现方式而言可以分为以下几种.

1) 硬件阶次跟踪(hardware order tracking, HOT)

最初的阶次跟踪技术是通过模拟设备实现对振动信号的等角度采样^[29-31],其实施方案如图 4 所示.比例合成器根据转速计的反馈信息产生一个与设备转速成比例的信号,该信号一方面控制振动信号的

采样速率, 另一方面用于动态设定跟踪滤波器的截止频率, 以防止频率混淆. 信号的采样与转速同步, 由此可保证每一个回转周期内的采样点数相同. HOT 方案全部由硬件完成, 因此执行速度快, 实时性好, 但同时也增加了硬件成本和控制电路的复杂程度, 不利于仪器向便携化、微型化和柔性化方向发展^[32]. 在高速启动或停机的场合, 由于启动制动速度很快, 比例合成器不能很好地跟踪转速变化, 采样的精度会显著降低^[33,34].

2) 计算阶次跟踪(computed order tracking, COT)

为了节约监测成本并降低硬件的复杂性, 美国 HP 公司的 Potter 于 1989 年提出了 COT 方法并申请了发明专利^[35]. COT 首先采用等时间间隔采样模式同步采集设备的振动信号和键相信号, 然后通过多项式或样条插值算法来获得角度域的等角度采样序列^[29,36], 其实施方案如图 5 所示. COT 主要由软件来实现, 因而实时性较 HOT 稍差, 但由于不增加更多的硬件投资和电路复杂程度, 已经成为工业领域最为广泛的阶次跟踪方法. 然而, 该方案仍要用到键相装置作为角度域参考信号, 在不方便安装键相装置的场合难以实施.

3) 无键相阶次跟踪(tacholless order tracking, TLOT)

许多情况下, 键相信号难以获取, 无键相条件下的阶次跟踪方法已成为国内外学者关注的焦点. 根据 COT 的原理可知, 阶次跟踪从本质来讲是振动信号的角度域重采样. 因此, 如何获得回转轴的瞬时相位(转角)是阶次跟踪技术的核心问题和必要条件. 根据回转轴瞬时相位获取方法的不同, 现有的 TLOT 方法可分为两类: 基于数值积分的 TLOT 和基于谐波瞬时相位的 TLOT.

基于数值积分 TLOT 的思路是: 首先采用时频分析或其他技术获取回转轴的瞬时频率(或其倍频), 然后对其数值积分可得到回转轴的瞬时相位, 进而通过重采样完成 TLOT. 2002 年, 重庆大学的郭瑜和秦树人等人^[37~42]提出了一种基于瞬时频率估计的阶次跟踪技术, 该方法采用线性时频分析方法得到振动信号的时频分布, 利用峰值搜索法获得参考轴离散瞬时频率, 再通过分段最小二乘拟合多项式拟合方法获得连续瞬时频率, 最后通过数值积分和插值算法实现振动信号的等角度重采样. 2005 年, 中国科技大学的贾继德等人^[43]将经验模式分解(empirical

图 4 HOT 的实施方案

图 5 COT 的实施方案

mode decomposition, EMD)与 Hilbert 变换相结合,以获取设备的瞬时转速,并将该方法用于内燃机的振动信号分析. 2009 年,华南理工大学的杨志坚等^[44]利用能量重心法对设备的瞬时频率进行估计,可在精确提取参考转速的同时,一次提取出各分析阶次的幅值. 2011 年,湖南大学的任凌志等人^[45]分别采用多尺度线调频基稀疏信号分解和自适应时变滤波^[46]对齿轮箱的瞬时啮合频率进行估计,利用该信息对原始信号进行等角度重采样,可在无键相条件下获得齿轮箱信号的阶次谱. 2013 年,苏州大学的曹书峰等人^[47]充分融合小波尺度谱、Wigner-Ville 分布(Wigner-Ville distribution, WVD)和峰值搜索算法实现了滚动轴承信号的无键相阶次分析.

尽管上述基于数值积分的 TLOT 能够在一定程度上解决转速波动带来的频谱模糊问题,但这些方法仍然有待进一步改进,主要表现在对瞬时频率积分会引起相位估计偏差. 机械设备的瞬时相位信息反映了设备的动态运行情况,是故障诊断的重要信息源之一,也是同步平均、相位解调等信号处理方法的必要输入参量. 瞬时相位信息的精度缺失将直接降低故障的确诊率,甚至可能导致误判. 因此,如何有效提高瞬时相位信息的估计精度成为 TLOT 的核心问题.

设备的振动信号一般是由回转轴的转频及其谐波构成. 从振动信号的产生机理上讲,每一个谐波成分的瞬时相位都与回转轴的瞬时相位之间存在线性映射关系. 如果能采用信号处理方法获取某阶谐波的瞬时相位,则回转轴的相位估计问题也可迎刃而解. 这即是基于谐波瞬时相位 TLOT 的基本原理. 法国里昂大学 Bonnardot 等人^[48]根据以上思路于 2005 年首次提出了一种基于窄带解调的阶次跟踪方法,代表了基于谐波瞬时相位 TLOT 的里程碑. 该方法首先将啮合频率成分(或其倍频)通过带通滤波手段从整体信号中提取出来,进一步采用 Hilbert 变换获取窄带信号的瞬时相位信息,然后利用该信息指导原始信号角度域的重采样,从而实现阶次跟踪. 2007 年,英国克兰菲尔德大学的 Combet 和 Gelman^[49]通过局部信噪比分析手段对上述方法进行优化,提出了啮合频率谐波的自动选择方法,减少了啮合倍频选择的人工干预性,为阶次跟踪的实时在线处理奠定了基础. 但以上两种方法都受到带通滤波局限性的影响,仅适用于微弱转速波动的场合. 否则,啮合频率

和其边频将产生混淆,导致窄带解调方法失效. 为了弥补以上不足,澳大利亚新南威尔士大学的 Coats 和 Randall 等人^[50-52]通过迭代方法逐阶提取转频谐波的相位信息以实现 TLOT. 然而该方法也仅能适用于转速波动小于 30%的情况. 另外,对齿轮箱等振动信号而言,其转频及低阶谐波的能量相对较弱,给此方法的实施带来一定困难. 2011 年,南非比勒陀利亚大学 Wang 等^[53]提出了一种基于 EMD 的 TLOT 策略. 该方法首先将振动信号分解成各个本征模式函数(intrinsic mode function, IMF),再根据某个 IMF 的瞬时相位指导原始信号的角度域重采样,从而实现 TLOT. 然而 EMD 本身存在模式混淆问题,因此该方法在处理大转速波动下的相位精确估计时会产生较大误差,特别是对于多级齿轮箱等复杂振动信号,该误差尤为严重. 可见,基于谐波瞬时相位的 TLOT 技术都仅适用于微弱转速波动工况,该缺陷限制了 TLOT 的应用前景与范围,也阻碍了变工况故障诊断技术的发展. 因此,建立大转速波动下的 TLOT 技术就显得十分迫切. 为了解决上述问题,2013 年,西安交通大学^[27,28]提出了一种基于 Vold-Kalman 滤波的 TLOT 方法,进一步拓展了阶次跟踪技术的适用范围. 然而该方法涉及大型稀疏矩阵的求逆问题,目前尚难以满足变转速设备的实时、在线监测需求.

4) Vold-Kalman 阶次跟踪技术

上述三种阶次跟踪方法主要通过信号的重采样解决变转速设备的频谱模糊问题,因此可归类于频域或阶次域的信号处理方法. 在变转速振动信号分析,特别是起停车信号分析中,人们往往希望获得各阶次分量的幅值随转速的变化情况,以评估设备的动态特性. 因此,如何有效地从原始信号中提取各阶次分量的时域波形也是阶次跟踪技术的研究课题之一. 鉴于以上需求,1993 年,丹麦 B&K 公司的 Vold 和 Leuridan^[54]根据 Kalman 滤波原理提出了一种大升速率下的阶次波形提取方法,建立了第一代 Vold-Kalman 阶次跟踪技术的雏形. 1997 年, Vold 等人^[55,56]提出了第二代 Vold-Kalman 阶次跟踪技术,该方法不仅可以对多个异步回转轴的阶次分量进行同时提取,而且能够准确地解耦邻近和交叉阶次分量. 2005 年,捷克学者 Tuma^[57]系统地分析了参数选取对 Vold-Kalman 滤波带宽的影响. 国立彰化师范大学的 Wu 等人^[58]分别采用变步长仿射投影算法和自适应阶次跟踪技术^[59]实现阶次分量的提取,并将其应用于回

转设备的故障诊断. 2005 年, 台湾新竹交通大学的 Bai 等人^[60]提出了一种智能阶次跟踪系统, 该系统首先采用递归最小二乘和 Kalman 滤波器提取回转设备的临近和交叉阶次分量, 然后通过模糊逻辑算法对故障进行分类. 国立中央大学的 Pan 和 Lin^[61,62]对 Vold-Kalman 阶次跟踪技术的理论基础进行了深入剖析, 并与 Gabor 阶次跟踪方法进行了全面的性能对比^[63,64]. 由于 Vold-Kalman 阶次跟踪技术涉及大型稀疏矩阵的求逆问题, 因此计算效率较低, 只适用于数据的离线分析. 针对此问题, Pan 和 Wu^[65]在 2007 年提出了基于递推方法的自适应 Vold-Kalman 阶次跟踪技术, 大幅缩短了原方法的计算时间, 使在线实时处理成为可能. 此后不久, 昆明理工大学的郭瑜等人^[66-68]则采用独立分量分析技术实现交叉阶次的高效解耦. 南非的 Wang 和 Heyns^[69]将 Vold-Kalman 阶次跟踪分别应用于电机绕组及转子裂纹^[70]故障诊断. 2013 年, 加泰罗尼亚理工大学的 Urresty 等人^[71]采用 Vold-Kalman 阶次跟踪技术诊断永磁同步机械的匝间故障. 另外, 国内学者针对无转速计的 Vold-Kalman 阶次跟踪技术也进行了深入探索^[72,73].

5) 其他阶次跟踪技术

与 Vold-Kalman 阶次跟踪类似, 2003 年, 美国 NI 公司的 Shao 等人^[63]采用基于 Gabor 展开的时频域滤波方法提取回转设备各阶次信号的时域波形. 2008 年, 南京信息工程大学的 Zhao 等人^[74,75]将 Viterbi 转速估计算法与 Gabor 阶次跟踪相结合, 用于无键相下的阶次提取与分离. 2010 年, 重庆大学的 Li 等人^[76]采用 Gabor 阶次跟踪对回转设备的振动信号进行滤波处理. 2011 年, 浙江大学的 Jin 和 Hao^[77]对 Gabor 阶次跟踪的参数选取问题进行了优化.

2003 年, 密歇根理工大学的 Blough^[78]在 chirp-Z 变换的基础上建立了一种时变傅里叶变换技术(time variant fourier transform, TVDFT)的阶次跟踪方法. TVDFT 利用键相信号提供的瞬时转速信息, 通过改进的 Fourier 核函数将振动信号直接从时间域映射到阶次域, 简化了传统阶次跟踪的插值过程. 然而由于 TVDFT 的变换核是时域函数, 不满足正交性原理, 因此, 该技术在应用于大转速波动下的阶次谱估计时, 会产生阶次幅值和波形重构误差. 针对上述问题, 2013 年米兰理工大学的 Borghesani 等人^[79]提出了一种基于转速同步的傅里叶变换方法(velocity synchronous fourier transform, VSDFT), 实现了振动信号从

时间域到阶次域的转换. 与 TVDFT 不同的是 VSDFT 采用隐式角域函数作为变换核. 由于其基函数之间满足正交性, 因此, 有效提高了阶次谱幅值估计和重构精度, 通过理论推导、仿真分析和齿轮箱实测数据对该方法的有效性进行了验证.

轨边声学检测是近年来铁路运输车辆的一种高效在线监测技术. 然而, 列车的行进过程会对麦克风信号产生多普勒效应, 从而使特征故障频率产生模糊, 严重影响诊断精度. 为了解决该问题, 波兰华沙工业大学的 Dybala 和 Radkowski^[80]在 2013 年建立了一种基于重采样的多普勒效应抑制方法, 该方法实际上代表了阶次跟踪技术从角度域向空间域的一种有效拓展.

3.2 基于阶次循环平稳的分析方法

由于大多数机械零件的结构具有空间对称性, 因此其振动信号从本质上是一种角度域循环平稳过程. 在变速工况下, 振动信号的等时间采样序列相当于角度域的非均匀采样, 因此不再满足循环平稳特性^[27].

阶次跟踪和同步平均技术等信号预处理技术可将时间域非平稳序列再次转化为角度域平稳(或循环平稳)序列, 使传统谱分析方法绽放新的活力, 并由此产生了阶次谱、阶次倒谱、包络阶次谱、阶次域循环平稳、阶次双谱及高阶谱等一系列行之有效的变工况诊断方法.

1) 一阶循环平稳分析

时域平均分析方法是一种典型的一阶循环平稳分析方法, 在齿轮箱、滚动轴承故障诊断中获得了广泛应用^[81-84]. 时域平均在发展初期主要针对时间域的周期信号, 即通过时间域的周期截断和平均处理, 实现对同步周期成分进行保留, 而对非同步周期分量和噪声成分予以有效抑制^[85]. 针对传统时域平均存在的截断误差、周期估计精度、相位累积误差等问题, 国内外学者对该方法展开了深入的探究^[86-89].

当转速发生变化时, 阶次跟踪技术常常与时域同步平均相结合, 用于信号的消噪、谐波滤波以及边频信息提取, 如南非比勒陀利亚大学 Stander 和 Heyns^[90], Eggers 等人^[91]将时域平均技术和阶次跟踪相结合, 形成了角域平均方法, 该方法充分融合了两者的优势: 阶次跟踪可以有效解决转速波动带来的调频现象, 而时域平均技术则可充分抑制非同步载

荷波动引入的调幅现象. 实验结果表明该方法能够有效消除变工况对齿轮箱故障诊断所带来的影响^[92]. 2013 年, 法国学者 Leclère 和 Hamzaoui^[93]提出一种滑动同步平均方法, 用于分析变转速下的模糊循环平稳现象.

大转速波动工况下, 传递路径的频响特性对信号相位的影响往往是转速的函数, 即不同转速下振动响应信号的相位偏移量是不同的. 显然, 传统的角域平均方法并不能有效克服该偏移量对平均效果的影响. 针对该问题, Stander 和 Heyns^[94]对传递路径引入的相位偏移进行了定性讨论, 并提出了一种相域平均技术. 该方法将振动信号表示为关于自身相位的函数, 而不是角域平均中关于键相标角度的函数, 并利用该相位信息进行信号重采样. 该方法可以有效补偿由传递路径引入的相位偏移, 实验证明该方法比角域平均具有更快的收敛速度. 意大利学者 Borghesani 等人^[95]进一步对传递路径带来的相位偏移进行了深入的理论剖析, 其有效性通过实验进行验证.

在阶次谱和阶次倒谱方面, 2009 年, 石家庄铁道学院的 Li 等人^[96]探索了阶次倒谱以及神经网络方法在齿轮箱起停车故障诊断中的应用. 2010 年意大利费拉拉大学的 Mucchi 和 Vecchio^[97]采用基于时频分析的无键相阶次谱分析方法对直升机平稳和起车状态的噪声信号进行实验研究. 2011 年, 南非比勒陀利亚大学的 Wang 和 Heyns^[98]将 Vold-Kalman 滤波和 COT 相结合, 用于故障电机的特征阶次谱提取. 2013 年, 米兰理工大学的 Borghesani 等人^[99]采用基于阶次倒谱的信号预白化技术来消除齿轮箱等回转部件产生的确定性分量对振动信号的影响, 从而提高了变转速下的滚动故障的诊断效果.

在包络阶次谱方面, 美国 GE 研发中心的 Luo 等人^[100]于 2010 年给出了变转速差动轴承的包络阶次分析方法. 2010 年, 湖南大学 Cheng 等人^[101]采用广义解调变换将多分量信号分解为单分量信号, 并通过包络分析和重采样技术得到单分量信号的包络阶次谱. 实验表明该方法能够有效抑制转速波动对齿轮箱故障诊断的影响. 2012 年, 昆明理工大学的 Guo 等人^[102]将包络阶次谱用于滚动轴承故障识别. 美国辛辛那提大学的 Siegel 等人^[103]采用无键相同步平均对变转速下的轴承故障进行诊断. 与文献[48]相似, 该方法通过带通滤波方式提取瞬时相位信息, 因此,

仅适用于微弱转速波动场合. 意大利摩德纳大学的 Coconcelli 等人^[104,105]将包络阶次谱分析和短时傅里叶变换拓展至正反转工况下的轴承故障诊断. 另外, 意大利的 Borghesani 等人^[106]也对包络阶次谱在滚动轴承诊断中的应用进行了深入研究. 2013 年, 西安交通大学^[107]提出了一种基于无键相包络阶次分析的变转速轴承诊断技术. 该技术通过广义傅里叶变换提取轴承的转频谐波, 进一步利用其瞬时相位将故障包络从时间域非平稳映射为角度域循环平稳信号, 可实现无键相、大转速波动工况下的滚动轴承监测诊断.

2) 二阶及高阶循环平稳分析

在阶次域二阶及高阶循环平稳分析方面, 法国贡比涅技术大学的 Antoni 研究组^[108~111]自 2004 年来深入研究了回转设备振动信号的循环平稳理论, 为变工况下的故障诊断奠定了坚实的基础. 2012 年, 意大利费拉拉大学的 Delvecchio 和 Antoni^[112]建立了随机转速波动下的回转设备循环平稳模型, 并采用盲源分离方法提取原始信号中的周期分量. 同年, 湖南大学的陈向民等人^[113]将线调频小波路径追踪与二阶循环平稳分析相结合, 实现变转速下的齿轮故障诊断. 2013 年, 波兰矿业冶金学院的 Urbanek 等人^[114]采用时频分析手段提取变工况振动信号中的二阶循环平稳分量, 并将该其用于风电轴承的故障诊断.

设备故障引起的振动信号具有明显的非平稳、非线性、非高斯等特点, 而双谱、高阶谱分析则在非线性、非高斯信号处理方面有着独特优势. 2000 年, 斯洛伐克的 Kocur 和 Stanko^[115]将阶次跟踪与传统的双谱分析相结合, 形成了阶次双谱分析方法, 并将其应用于汽车引擎故障识别. 2012 年, Combet 等人^[116]将高阶谱和小波变换方法相结合, 提出了一种瞬时小波双相干方法. 该方法可有效识别齿轮的早期微弱剥落故障.

3.3 基于时频分析的方法

对于机械设备的振动信号, 如果仅从时域或者频域去分析, 往往无法获得信号的时频瞬态特性, 而这种特性正是非平稳信号处理的核心^[117]. 时频分析方法提供了时间域与频率域的联合分布信息, 全面地描述了信号频率随时间变化的关系, 并能够在时间分辨率和频率分辨率上得到有效兼顾, 非常适合于机械信号的瞬态特征提取.

1) 基于时频域变换的分析方法

小波变换代表了时频分析方法的一种突破, 被誉为“数学的显微镜”。它继承和发展了短时傅立叶变换(short-time fourier transform, STFT)时频局部化的思想, 同时又克服了窗口大小不随频率变化等不足, 是信号时频分析和处理的理想工具。近年来, STFT, 瞬时功率谱, WVD, Choi-Williams 分布, 小波变换等非平稳信号分析方法在定转速设备的监测与诊断领域已经获得了广泛应用^[118,119]。然而由于变转速下的机械设备的动态信号具有调频、调幅、调相等非平稳特征, 加之以上特征即使在时频域也存在强烈耦合, 直接采用上述时频分析方法往往无法有效解决这些具体问题。总体来讲, 时频分析在变工况回转机械故障诊断中的应用还处于起步阶段。

2000 年, 英国曼彻斯特大学的 Baydar 和 Ball^[21]研究了载荷波动对齿轮箱故障特征的影响, 代表了时频分析在变工况故障诊断中的里程碑。作者建立了齿轮损伤的动力学模型, 分析了局部故障对动态啮合刚度的影响, 并在阶次跟踪和同步平均技术的基础上, 将瞬时功率谱用于不同载荷下的齿轮箱故障识别。实验结果表明, 该方法不仅可以识别故障的劣化趋势, 而且其诊断结果不受载荷变化的影响。

对于变转速工况, 将时频分析方法与阶次跟踪、瞬时转速估计等手段相结合, 可有效抑制转速波动对故障特征提取的影响。2003 年, 德国德累斯顿工业大学 Meltzer 和 Ivanov^[120,121]研究了时频分析在变转速回转机械故障诊断中的应用, 并进一步给出了从等时间采样到等角度采样的变换核函数。2004 年, Meltzer 和 Dien^[122]在连续小波变换的基础上构建小波极坐标幅值图, 该方法可以实现变转速下的齿轮箱故障识别、定位和评估。波兰矿业冶金学院的 Urbanek 等人^[5,114]将同步平均、阶次跟踪与瞬时功率谱分析相结合, 提高了变工况下风电轴承的故障检测效果。2010 年, 弗罗兹瓦夫理工大学的 Zimroz 等人^[123]采用时频分析方法对行星齿轮箱的瞬时转速进行估计, 并利用该信息分析大型挖掘设备的载荷波动情况。2011 年, 北京化工大学的 Wang 研究组^[124,125]提出了一种变转速下滚动轴承的模糊故障诊断方法。该方法首先采用 WVD 对轴承振动信号进行时频分析, 然后基于相对互信息原理对故障特征频谱进行自适应特征提取, 该方法进一步结合顺序推理和概率理论实现变转速下的滚动轴承故障诊断。2012 年, 美国康涅狄格大学的 Wang 等人^[1,126]提出多尺度包络阶次

方法用于变转速下的滚动轴承故障诊断。该方法充分融合了复小波分析和阶次跟踪技术在非平稳信号处理中的优势: Morlet 复小波可以有效提取故障引起的瞬态特征, 为包络分析中窄带滤波频段的确定提供依据; 而阶次跟踪可以有效消除转速波动带来的频谱模糊现象, 使轴承的故障特征频率清晰可辨。该方法的有效性通过数值仿真和实验台测试予以验证。2012 年, 厦门理工大学的 Luo 等人^[127,128]首先通过线调频小波路径追踪算法估计齿轮的瞬时转速, 然后分别采用分数阶傅里叶变换和多尺度形态学分析方法识别故障引起的边频特征。2012 年, 上海交通大学的 Yang 等人^[129]将传统 Warblet 变换中的正弦函数替换为傅里叶级数, 从而可以对任意信号的瞬时频率进行逼近; 在此基础上, 根据信号特征建立了傅里叶系数的自适应选取方法, 为回转设备的瞬时转速估计提供了一种有效工具。2012 年, 重庆大学的 Li 和 Liang^[130,131]提出了一种基于广义压缩变换的时频表达方法, 有效克服了传统时频分析中的谱图模糊问题, 为变转速齿轮箱故障诊断提供了一种新手段。2013 年, 突尼斯的 Chaari 等人^[132,133]从力学建模的角度研究了行星齿轮箱在变速变载下的动力学行为, 并采用 STFT 分析其振动信号的调频、调幅特性。而智利的 Vicuña^[134]则采用实验测试方法分析了温度、载荷、转速对行星齿轮箱声发射信号的影响。

起停车是一种典型的变工况运行过程, 虽然其非平稳特性为信号分析带来了困难, 却包含了更为丰富的机械状态信息, 而上述时频方法为起停车数据分析提供了一种有效手段。2007 年, 韩国亚洲大学的 Kim 等人^[135]分别采用 STFT, WVD, 离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)等时频方法对正常转子和裂纹转子的起停车振动信号进行分析和比较。研究指出, DWT 在转子裂纹识别方面相对其它方法更具优势。为了在起停车等非平稳工况下对齿轮箱设备进行故障诊断, 北京交通大学的李辉等人^[136]对起停车振动信号首先进行角域平均和连续小波变换, 并进一步采用基于文献[137]提出的小波幅值图和相位图对齿轮故障进行特征识别。通过对齿根裂纹实验信号的分析表明, 该方法能在齿轮箱升速情况下有效地诊断齿轮的故障状态。2011 年, 斯洛文尼亚卢布尔雅那大学的 Tadina 和 Boltežar^[138,139]建立了滚动轴承的起车振动信号模型, 并采用包络分析和连续小波变换对内圈、外圈、滚动体故障进行识别。墨西

哥的 Donate 等人^[140]则采用小波变换方法对电机的起停车信号进行分析, 并成功提取电机转子的损伤、失衡和不对中故障. 2011 年, 突尼斯斯法克斯大学的 Khabou 等人^[141]建立了齿轮箱的起车动力学模型, 并采用平滑 WVD 分析振动信号的非平稳特性. 齿轮箱起停车振动信号是一种典型的多分量调幅-调频 (amplitude modulated and frequency modulated, AM-FM) 信号, 其 AM-FM 特征包含了大量关于齿轮早期故障的信息. 2011 年, 湖南大学 Peng 等^[142]研究了多尺度线性调频稀疏信号分解方法在齿轮箱的 AM-FM 特征提取中的应用.

2) 基于 EMD 的方法

EMD 方法是由美国 NASA 的 Huang 等人^[143,144]提出的一种信号分析方法, 它依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解, 无须预先设定任何基函数. 这一点与傅里叶分解与小波分解方法具有本质差别. 正是由于这样的特点, EMD 在非线性和非平稳信号处理中具有非常明显的优势. 近年来, EMD 在机械故障诊断领域获得了广泛应用, 然而涉及变转速下故障诊断的相关文献也较为有限.

2010 年, 石家庄铁道学院 Li 等人^[145]将 EMD 与 Teager-Kaiser 能量算子相结合提出了一种 Teager-Huang 变换 (THT). 该方法采用 COT 方法将时间信号转化到等角度采样信号, 然后利用 EMD 对角度域信号进行分解, 最后采用 THT 谱对故障特征进行提取. 实验表明, THT 能够在起停车工况下对滚动轴承的内外圈故障进行有效诊断. 2010 年, 香港城市大学 Li 等人^[146]对角度重采样的信号应用 EMD 分解获取特征参数来诊断柴油机阀的不正常空隙. 2011 年, 英国国家再生能源中心 Yang 等人^[147]将二变量 EMD 方法应用在风力涡轮机的状态监测上, 通过对轴的振动数据验证表明, 该方法比 EMD 与小波能量跟踪方法更有效, 更适合风力涡轮机非平稳、非线性状态监测, 并能够发现早期故障. 2011 年, 米兰理工大学 Ricci 和 Pennacchi^[148]提出了 IMF 的自适应选取方法, 能够对螺旋锥齿轮有效诊断, 该方法对变转速情况同样适用. 2011 年北京理工大学 Fang 等人^[149]将阶次跟踪解调法与集合经验模式分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 结合, 提出了基于 EEMD 的阶次跟踪解调分析方法, 对速度波动信号进行解调得到故障特征, 并通过仿真与轴承故障数据验证了所述方法的有效性. 2011 年, 南非比勒陀利亚大学的

Wang 和 Heyns^[150]对 COT, Vold-Kalman 滤波和 EMD 之间的联系进行深入分析和讨论, 文献将三者的优势进行结合, 实现对回转机械振动信号的同步分量和非同步分量进行有效识别和分离. 2012 年, 国立中央大学的 Wu 等人^[151]将每个 IMF 的瞬时频率对齿轮箱瞬时转速进行归一化, 以抑制转速波动对希尔伯特黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 能量分布产生的影响; 进一步将该方法与支持向量机相结合, 实现了磨损、断齿以及齿轮失衡等故障的正确分类. 为了克服 EMD 的边界效应和模式混淆, 湖南大学 Cheng 等人^[152]将阶次跟踪和局域值分解用于起停车工况下的齿轮故障诊断. 2014 年, 西安交通大学^[153]提出了一种基于 IMF 的自适应包络谱分析技术, 实现了复杂服役环境下的滚动轴承多损伤检测.

3) 非平稳时间序列建模技术

对回转机械的振动信号进行时间序列建模是设备故障诊断的有效途径之一. 正常齿轮箱的振动信号满足稳定自回归 (auto-regressive, AR) 特性; 而当齿轮出现局部故障时, 其预测误差随之增大^[154]. 在正常齿轮箱的多种载荷下确认时变 AR 模型阶数等参数后, 将残余信号作为待分析信号, 设定信号正负 3 倍标准差作为阈值, 以位于阈值外的信号比例作为状态评价参数, 可在变工况下准确检测故障^[155,156].

隐式马尔可夫模型 (hidden markov model, HMM) 是一种有效的动态模式识别工具, 它在大冗余、非平稳、可重复性低等时间序列的建模方面具有独特优势. 利用该特点, 清华大学的 Li 等学者^[157]将 HMM 用于回转机械起停车时间序列的建模和故障分类. 2008 年, 加拿大劳伦森大学的 Timusk 等人^[158]将不同的异常检测算法与阶次跟踪、AR 分析等信号处理手段相结合, 实现挖掘机齿轮箱的故障检测与分类. 2008 年, 多伦多大学的 Liu 和 Makis^[159]将动态主分量分析 (dynamic principal component analysis, DPCA) 和矢量 AR 模型结合用于分析齿轮箱的高频振动信息, 并采用多元 Q 控制图对齿轮箱早期微弱故障进行检测. 2009 年, 重庆大学 Shao 和 Mechefske^[160]将基于扩展卡尔曼滤波的时变 AR 模型用于正常齿轮箱的振动信号建模, 其模型参数可以根据时间序列自适应更新, 而模型的阶数则根据 t' 假设检验自动选择. 文献进一步采用 Kolmogorov-Smirnov 检验作为齿轮健康状态的评价指标. 实验证明, 该方法能够有效抑制工况波动对故障识别带来的影响. 2010 年, 多伦多大学

Yang 和 Makis^[161]通过 ARX 时间序列模型对时域平均信号和其包络进行建模并进一步得到残余信号, 然后利用 F-检验判断故障的状态, 该方法不仅能给出故障的发生时刻, 而且能够判断故障的发生位置. 2011 年, 波兰的 Zimroz 和 Bartelmus^[162]采用基于归一化最小二乘的自适应滤波方法从复杂设备的振动信号中提取轴承故障引起的冲击特征. 2012 年, Heyns 等学者^[22]提出了一种基于贝叶斯选择的自适应时间序列模型. 为了抑制转速波动引起的模糊现象, 该模型采用前向和后向预测算法获得两种残余信号, 并将两者中的较小值作为最终的残余信号. 文献进一步采用统计分析方法对故障进行判断. 仿真信号和实验证明, 该方法能够在变工况下对齿轮的局部故障进行定位和识别. 同年, 南非的 Heyns 等人^[163]结合神经网络模型和 Hilbert 变换获得齿轮箱的残余信号包络, 并通过阶次倒谱分析对齿轮箱故障进行诊断.

4) 基于特征指标的判别与分类方法

基于特征指标的故障识别方法是变转速故障诊断的另一个重要方面. 2007 年, 波兰 Cempel 和 Tabaszewski^[164]采用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)和主分量分析技术对变载荷设备的多尺故障特征进行提取. 2009 年, 加拿大劳伦森大学的 McBain 和 Timusk^[165,166]首先根据齿轮箱的转速变化情况将振动信号划分成若干个区间, 然后针对每个区间内的振动信号进行统计特征提取, 并以此对正常和故障齿轮进行判别和分类. 然而该方法的有效性受区间划分策略和插值方法的影响, 特别是在大转速波动下, 这种影响尤为突出. 2012 年, Heyns 等人^[167]将同步平均与基于高斯混合模型的异常检测技术相结合, 通过分析待检测齿轮与正常齿轮之间的负对数似然值的大小, 来判断齿轮箱的健康状态. 仿真和实验信号表明, 该方法对齿轮箱的工况波动具有较高的鲁棒性. 2012 年, 西班牙的 Santos 等人^[168]在阶次跟踪的基础上, 通过时、频域的特征指标值, 采用集成分类器对风电行星齿轮箱的失衡和不对中故障进行识别和分类. 2012 年, 意大利的 Villa 等人^[169]采用阶次跟踪和统计显著水平分析用于变转速下的风电齿轮箱诊断. 2013 年, 中国矿业大学的 Wang 等人^[170]采用起车过程振动信号的能量比值对滚动轴承故障进行判别. 总而言之, 齿轮箱振动信号的统计特性与转速之间呈现强烈的相关性, 如何在

齿轮箱故障中充分考虑转速的影响是一个关键问题.

4 结论和展望

尽管变转速机械设备的故障诊断技术在近年来取得了一些可喜的进展, 其研究成果在重型挖掘设备、风电行星齿轮箱、列车轮对轴承等领域初步走向应用, 然而, 变转速诊断所涉及的基础理论与研究方法还远未完善. 针对困扰该领域发展的若干共性问题, 作者认为以下几个方面的工作值得进一步探索.

4.1 大转速波动下的 TLOT 技术是必要的平稳化处理工具

机械故障诊断领域著名学者、国际声学 and 振动学会会士、澳大利亚新南威尔士大学 Randall 和 Antoni^[171]教授曾专门指出所述: “阶次跟踪是解决转速波动问题最为直接和有效的方法”. 纵观变转速故障诊断的发展历程, 不难看出, 阶次跟踪实质上建立了非平稳信号与循环平稳信号之间的桥梁(图 6), 是变转速故障诊断的基础.

然而必须指出的是, 阶次跟踪技术的实施多数依赖于编码器或键相传感器等硬件设备, 以上硬件不仅提高了测试成本, 占用了额外的测试通道和存储空间, 而且给现场安装和维护带来不便. 另外, 在某些关键设备的状态监控中, 以上传感器由于测试条件限制根本无法安装, 这给阶次跟踪技术的实施带来了挑战.

尽管 TLOT 技术在近年来取得了一些进展, 但其固有缺陷限制了该方法的工业应用. 例如基于数值积分的 TLOT 存在较大的相位累积误差, 而基于谐波瞬时相位的 TLOT 受到带通滤波的限制, 仅适用于微弱转速波动场合. 如何建立大转速波动下的 TLOT 技术不仅具有重要的理论价值, 也是一个亟待解决的

图 6 阶次跟踪在变转速诊断中的作用

工程问题^[27].

4.2 瞬时幅、频、相信息的自适应提取是变转速故障诊断的核心

振动信号的幅值、频率、相位信息作为故障特征的载体,其准确提取是故障诊断的核心问题.与定转速工况不同,变转速机械设备的振动信号具有非平稳、非高斯和非线性特征.因此,以傅里叶变换为代表的传统幅、频、相提取方法已不再适用于变转速设备的特征提取.

尽管时频分析、小波变换以及 EMD 等非平稳信号处理方法在近年来获得了蓬勃发展,然而以上方法仍然存在一定的局限性.例如:由于受固定窗函数的限制,STFT 的时间分辨率和频率分辨率不能根据信号本身的时频特性作自适应调节.以 WVD 为代表的二次型时频变换则存在严重的交叉项干扰问题.虽然国内外学者在交叉项的抑制方面开展了大量的

研究工作^[172~175],然而这些方法都是以牺牲 WVD 时频分辨率为代价的.而 EMD 的理论基础还未完善,该方法仍存在欠包络、过包络^[176]、模态混淆^[177]和端点效应^[178]等诸多问题,另外 EMD 筛分的二进制滤波特性^[179]也使得该方法无法对瞬时频率呈大范围连续变化的信号进行处理.小波方法具有优良的时频局部化特性,但其“盒状”时频原子(例如 Gabor 基函数及 Morlet 基函数等),并不适用于变转速振动信号分析,尤其是设备的起停车信号^[180].基函数与振动信号之间的不匹配会带来谱图模糊,分辨率下降等一系列问题,给信号幅、频、相信息的精确提取带来困难.

如何寻找一种更加适用于变转速机械设备的信号处理方法,对时频平面进行多自由度划分;并充分利用信号自身的调频-调幅特征,建立基函数自适应选取策略,对振动信号的幅、频、相信息的精确提取具有重要的意义.

参考文献

- 1 Wang J J, Gao R X, Yan R. Multi-scale enveloping order spectrogram for rotating machine health diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2014, 46: 28–44
- 2 Al-Regib E, Ni J, Lee S H. Programming spindle speed variation for machine tool chatter suppression. *Int J Mach Tool Manu*, 2003, 43: 1229–1240
- 3 Urbanek J, Barszcz T, Sawalhi N, et al. Comparison of amplitude-based and phase-based methods for speed tracking in application to wind turbines. *Metrol Meas Syst*, 2011, XIII: 295–304
- 4 Villa L F, Reñones A, Perán J R, et al. Angular resampling for vibration analysis in wind turbines under non-linear speed fluctuation. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 2157–2168
- 5 Urbanek J, Barszcz T, Zimroz R, et al. Application of averaged instantaneous power spectrum for diagnostics of machinery operating under non-stationary operational conditions. *Measurement*, 2012, 45: 1782–1791
- 6 Austerlitz H. *Data Acquisition Techniques using PCs*. San Diego: Academic Press, 2003
- 7 Sabnavis G, Kirk R G, Kasarda M, et al. Cracked shaft detection and diagnostics: A literature review. *Shock Vibr Dig*, 2004, 36: 287–296
- 8 Sawalhi N, Randall R B. Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Part I. The combined gear bearing dynamic model and the simulation of localised bearing faults. *Mech Syst Signal Process*, 2008, 22: 1924–1951
- 9 Sawalhi N, Randall R B. Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Part II. Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults. *Mech Syst Signal Process*, 2008, 22: 1952–1966
- 10 Feng Z, Zuo M J. Vibration signal models for fault diagnosis of planetary gearboxes. *J Sound Vib*, 2012, 331: 4919–4939
- 11 Man Z, Wang W, Khoo S, et al. Optimal sinusoidal modelling of gear mesh vibration signals for gear diagnosis and prognosis. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 33: 256–274
- 12 Sawalhi N, Randall R B. Vibration response of spalled rolling element bearings: Observations, simulations and signal processing techniques to track the spall size. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 846–870
- 13 Lin J, Qu L. Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical diagnosis. *J Sound Vib*, 2000, 234: 135–148
- 14 Xiong X, Yang S, Gan C. A new procedure for extracting fault feature of multi-frequency signal from rotating machinery. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 32: 306–319
- 15 Guo W, Tse P W, Djordjevic A. Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition. *Measurement*, 2012, 45: 1308–1322

- 16 Wang X, Zi Y, He Z. Multiwavelet denoising with improved neighboring coefficients for application on rolling bearing fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 285–304
- 17 何正嘉, 袁静, 訾艳阳. 机械故障诊断的内积变换原理与应用. 北京: 科学出版社, 2011
- 18 Lei Y, Zuo M J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm. *Mech Syst Signal Process*, 2009, 23: 1535–1547
- 19 Lei Y, Zuo M J, He Z, et al. A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis. *Expert Syst Appl*, 2010, 37: 1419–1430
- 20 张周锁, 闫晓旭, 成玮. 粒计算及其在机械故障智能诊断中的应用. *西安交通大学学报*, 2009, 43: 37–41
- 21 Baydar N, Ball A. Detection of gear deterioration under varying load conditions by using the instantaneous power spectrum. *Mech Syst Signal Process*, 2000, 14: 907–921
- 22 Heyns T, Godsill S J, de Villiers J P, et al. Statistical gear health analysis which is robust to fluctuating loads and operating speeds. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 27: 651–666
- 23 Stander C J, Heyns P S, Schoombie W. Using vibration monitoring for local fault detection on gears operating under fluctuating load conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2002, 16: 1005–1024
- 24 Barszcz T, Randall R B. Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine. *Mech Syst Signal Process*, 2009, 23: 1352–1365
- 25 Lopatinskaia E, Zhu J, Mathew J. Monitoring varying speed machinery vibrations—I. The use of non-stationary recursive filters. *Mech Syst Signal Process*, 1995, 9: 635–645
- 26 Lopatinskaia E, Zhu J, Mathew J. Monitoring varying speed machinery vibrations—II. Recursive filters and angle domain. *Mech Syst Signal Process*, 1995, 9: 647–655
- 27 赵明. 变转速下机械动态信息的自适应提取与状态评估. 博士学位论文. 西安: 西安交通大学, 2013
- 28 Zhao M, Lin J, Wang X, et al. A tacho-less order tracking technique for large speed variations. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 40: 76–90
- 29 Fyfe K R, Munck E D S. Analysis of computed order tracking. *Mech Syst Signal Process*, 1997, 11: 187–205
- 30 Brandt A, Lagö T L, Ahlin K, et al. Main principles and limitations of current order tracking methods. *Sound Vib*, 2005, 39: 19–22
- 31 Shi D F, Qu L S, Gindy N N. General interpolated fast fourier transform: A new tool for diagnosing large rotating machinery. *J vib Acoust*, 2005, 127: 351–361
- 32 孔庆鹏, 宋开臣, 陈鹰. 发动机变速阶段振动信号时频分析阶比跟踪研究. *振动工程学报*, 2005, 18: 448–452
- 33 纪跃波, 郭瑜. 阶比分析技术的发展应用与展望. *现代制造工程*, 2007, 123–126
- 34 Saavedra P N, Rodriguez C G. Accurate assessment of computed order tracking. *Shock Vib*, 2006, 13: 13–32
- 35 Potter R. New order tracking method for rotating machine. *Sound Vib Mag*, 1990, 24: 30–34
- 36 Bossley K M, McKendrick R J, Harris C J, et al. Hybrid computed order tracking. *Mech Syst Signal Process*, 1999, 13: 627–641
- 37 Qin S, Wei R, Guo Y, et al. The order tracking of rotating machinery based on instantaneous frequency estimation. Fifth International Conference on Vibration Measurements by Laser Techniques: International Society for Optics and Photonics. Ancona, 2002. 22–28
- 38 郭瑜, 秦树人, 汤宝平, 等. 基于瞬时频率估计的旋转机械阶比跟踪. *机械工程学报*, 2003, 39: 32–36
- 39 郭瑜, 秦树人. 基于瞬时频率估计及时频滤波的阶比分量提取. *中国机械工程*, 2003, 14: 72–75+76
- 40 郭瑜, 秦树人, 汤宝平. 基于分段重叠零相位滤波的阶比跟踪滤波法. *振动工程学报*, 2003, 16: 11–15
- 41 Gao Y, Guo Y, Chi Y L, et al. Order tracking based on robust peak search instantaneous frequency estimation. *J Phys Conf Ser*, 2006, 48: 479–484
- 42 Guo Y, Chi Y L, Huang Y Y, et al. Robust IFE based order analysis of rotating machinery in virtual instrument. *J Phys Conf Ser*, 2006, 48: 647–652
- 43 贾继德, 孔凡让, 王建平, 等. 基于瞬时频率估计的内燃机信号阶比分析. *内燃机工程*, 2005, 3: 15–18+21
- 44 杨志坚, 丁康, 梁茜. 基于频谱校正理论的阶比跟踪分析. *机械工程学报*, 2009, 12: 41–45
- 45 任凌志, 于德介, 彭富强, 等. 基于多尺度线调频基稀疏信号分解的齿轮故障信号阶比分析. *机械工程学报*, 2011, 13: 92–97
- 46 彭富强, 于德介, 武春燕. 基于自适应时变滤波阶比跟踪的齿轮箱故障诊断. *机械工程学报*, 2012, 7: 77–85
- 47 曹书峰, 朱忠奎, 黄伟国, 等. 基于时频融合的转速估计及轴承故障特征提取研究. *诊断与冲击*, 2013, 32: 174–178
- 48 Bonnardot F, 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). *Mech Syst Signal Process*, 2005, 19: 766–785
- 49 Combet F, Gelman L. An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 2590–2606
- 50 Coats M D, Sawalhi N, Randall R B. Extraction of tacho information from a vibration signal for improved synchronous averaging.

- Proceedings of Acoustics 2009, Adelaide: Australian Acoustical Society, 2009. 1–8
- 51 Randall R, Sawalhi N, Coats M. Separation of gear and bearing fault signals from a wind turbine transmission under varying speed and load. *Proceedings of Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations 2012*. Berlin: Springer, 2012. 3–12
 - 52 Coats M D, Randall R B. Order-Tracking with and without a tachometer signal for gear fault diagnostics. In: *Proceedings of Acoustics 2012*. Nantes, 2012. 1–6,
 - 53 Wang K S, Heyns P S. An empirical re-sampling method on intrinsic mode function to deal with speed variation in machine fault diagnostics. *Appl Soft Comput*, 2011, 11: 5015–5027
 - 54 Vold H, Leuridan J. High resolution order tracking at extreme slew rates, using Kalman tracking filters. SAE Paper No 931288. 1993
 - 55 Vold H, Mains M, Blough J. Theoretical foundations for high performance order tracking with the Vold-Kalman tracking filter. SAE Paper 972007. 1997
 - 56 Vold H, Herlufsen H, Mains M, et al. Multi axle order tracking with the Vold-Kalman tracking filter. Bay Village, OH: Acoustical Publications, 1997
 - 57 Tuma J. Setting the passband width in the Vold-Kalman order tracking filter. *Twelfth International Congress on Sound and Vibration*. Lisbon, 2005. 1–8
 - 58 Wu J D, Huang C W, Chen J C. An order-tracking technique for the diagnosis of faults in rotating machineries using a variable step-size affine projection algorithm. *Ndt E Int*, 2005, 38: 119–127
 - 59 Wu J D, Bai M R, Su F C, et al. An expert system for the diagnosis of faults in rotating machinery using adaptive order-tracking algorithm. *Expert Syst Appl*, 2009, 36: 5424–5431
 - 60 Bai M, Huang J, Hong M, et al. Fault diagnosis of rotating machinery using an intelligent order tracking system. *J Sound Vib*, 2005, 280: 699–718
 - 61 Pan M C, Lin Y F. Further exploration of Vold-Kalman-filtering order tracking with shaft-speed information—I: Theoretical part, numerical implementation and parameter investigations. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20: 1134–1154
 - 62 Pan M C, Lin Y F. Further exploration of Vold-Kalman-filtering order tracking with shaft-speed information—II: Engineering applications. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20: 1410–1428
 - 63 Shao H, Jin W, Qian S. Order tracking by discrete Gabor expansion. *IEEE T Instrum Meas*, 2003, 52: 754–761
 - 64 Pan M C, Liao S W, Chiu C C. Improvement on Gabor order tracking and objective comparison with Vold-Kalman filtering order tracking. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 653–667
 - 65 Pan M C, Wu C X. Adaptive Vold-Kalman filtering order tracking. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 2957–2969
 - 66 Guo Y, Tan K K. High efficient crossing-order decoupling in Vold-Kalman filtering order tracking based on independent component analysis. *Mech Syst Signal Process*, 2010, 24: 1756–1766
 - 67 郭瑜, 迟毅林. 弗德卡曼滤波阶比跟踪解耦新方法. *振动与冲击*, 2009, 28: 90–94, 215
 - 68 Guo Y, Tan K K. Order-crossing removal in Gabor order tracking by independent component analysis. *J Sound Vib*, 2009, 325: 471–488
 - 69 Wang K S, Heyns P S. Vold-Kalman filter order tracking in vibration monitoring of electrical machines. *J Vib Control*, 2009, 15: 1325–1347
 - 70 Wang K S, Guo D, Heyns P S. The application of order tracking for vibration analysis of a varying speed rotor with a propagating transverse crack. *Eng Fail Anal*, 2012, 21: 91–101
 - 71 Urresty J, Riba Ruiz J R, Romeral L. Diagnosis of interturn faults in PMSMs operating under nonstationary conditions by applying order tracking filtering. *IEEE T Power Electr*, 2013, 28: 507–515
 - 72 赵晓平, 张令弥, 郭勤涛. 基于瞬时频率估计的自适应 Vold-Kalman 阶比跟踪研究. *振动与冲击*, 2008, 112–116, 183–184
 - 73 邓蕾, 傅炜娜, 董绍江, 等. 无转速计的旋转机械 Vold-Kalman 阶比跟踪研究. *振动与冲击*, 2011, 30: 5–9
 - 74 Zhao X P, Zhao X L, Wang Y, et al. Order tracking based on Gabor and Viterbi algorithm. *International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer*. Jilin, 2011. 1918–1921
 - 75 Zhao X P, Kong Q P, Guo Q T. Study of time-frequency order tracking of vibration signals of rotating machinery in changing state. *International Symposiums on Information Processing*. Moscow, 2008. 559–563
 - 76 Li N, Qin S, Mao Y, et al. Gabor order tracking filtering technology in rotary machinery. *Chin J Mech Eng*, 2010, 23: 613–619
 - 77 Jin Y, Hao Z. An improved flowchart for gabor order tracking with gaussian window as the analysis window. *EURASIP J Adv Signal Process*, 2011, 2011: 1–9
 - 78 Blough J R. Development and analysis of time variant discrete fourier transform order tracking. *Mech Syst Signal Process*, 2003, 17: 1185–1199

- 79 Borghesani P, Pennacchi P, Chatterton S, et al. The velocity synchronous discrete Fourier transform for order tracking in the field of rotating machinery. *Mech Syst Signal Process*, 2014, 44: 118–133
- 80 Dybala J, Radkowski S. Reduction of Doppler effect for the needs of wayside condition monitoring system of railway vehicles. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 38: 125–136
- 81 Braun S. The extraction of periodic waveforms by time domain averaging. *Acustica*, 1975, 32: 69–77
- 82 McFadden P D, Toozhy M M. Application of synchronous averaging to vibration monitoring of rolling element bearings. *Mech Syst Signal Process*, 2000, 14: 891–906
- 83 Halim E B, Choudhury M A A S, Shah S L, et al. Time domain averaging across all scales: A novel method for detection of gearbox faults. *Mech Syst Signal Process*, 2008, 22: 261–278
- 84 Shin K. Realization of the real-time time domain averaging method using the Kalman filter. *Int J Precis Eng Man*, 2011, 12: 413–418
- 85 Braun S. The synchronous (time domain) average revisited. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 1087–1102
- 86 沈国际, 陶利民, 徐永成. 时域同步平均的相位误差累积效应研究. *振动工程学报*, 2007, 4: 335–339
- 87 Zhu L M, Ding H, Zhu X Y. Extraction of periodic signal without external reference by time-domain average scanning. *IEEE T Ind Electron*, 2008, 55: 918–927
- 88 Wu W T, Lin J, Han S B, et al. Time domain averaging based on fractional delay filter. *Mech Syst Signal Process*, 2009, 23: 1447–1457
- 89 Zhao M, Lin J, Lei Y, et al. Flexible time domain averaging technique. *Chin J Mech Eng*, 2013, 26: 1022–1030
- 90 Stander C, Heyns P. Instantaneous angular speed monitoring of gearboxes under non-cyclic stationary load conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2005, 19: 817–835
- 91 Eggers B L, Heyns P S, Stander C J. Using computed order tracking to detect gear condition aboard a dragline. *J S Afr I Min Metall*, 2007, 107: 115
- 92 Heyns P S, Stander C J, Heyns T, et al. Vibration based condition monitoring under fluctuating load and speed conditions. 18th World Conference on Nondestructive Testing. Durban, 2012
- 93 Leclère Q, Hamzaoui N. Using the moving synchronous average to analyze fuzzy cyclostationary signals. *Mech Syst Signal Process*, 2014, 44: 149–159
- 94 Stander C J, Heyns P S. Transmission path phase compensation for gear monitoring under fluctuating load conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20: 1511–1522
- 95 Borghesani P, Pennacchi P, Randall R B, et al. Order tracking for discrete-random separation in variable speed conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 30: 1–22
- 96 Li H, Zhang Y, Zheng H. Gear fault detection and diagnosis under speed-up condition based on order cepstrum and radial basis function neural network. *J Mech Sci Technol*, 2009, 23: 2780–2789
- 97 Mucchi E, Vecchio A. Acoustical signature analysis of a helicopter cabin in steady-state and run up operational conditions. *Measurement*, 2010, 43: 283–293
- 98 Wang K S, Heyns P S. The combined use of order tracking techniques for enhanced Fourier analysis of order components. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 803–811
- 99 Borghesani P, Pennacchi P, Randall R B, et al. Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 36: 370–384
- 100 Luo H, Hirz M, van der Merwe G, et al. Synthesized synchronous sampling technique for differential bearing damage detection. *J Eng Gas Turb Power*, 2010, 132: 072501
- 101 Cheng J, Yang Y, Yu D. The envelope order spectrum based on generalized demodulation time-frequency analysis and its application to gear fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2010, 24: 508–521
- 102 Guo Y, Liu T W, Na J, et al. Envelope order tracking for fault detection in rolling element bearings. *J Sound Vib*, 2012, 331: 5644–5654
- 103 Siegel D, Al-Atat H, Shauche V, et al. Novel method for rolling element bearing health assessment—A tachometer-less synchronously averaged envelope feature extraction technique. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 29: 362–376
- 104 Cocconcelli M, Bassi L, Secchi C, et al. An algorithm to diagnose ball bearing faults in servomotors running arbitrary motion profiles. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 27: 667–682
- 105 Cocconcelli M, Zimroz R, Rubini R, et al. STFT based approach for ball bearing fault detection in a varying speed motor. *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012. 41–50
- 106 Borghesani P, Ricci R, Chatterton S, et al. A new procedure for using envelope analysis for rolling element bearing diagnostics in variable operating conditions. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 38: 23–35

- 107 Zhao M, Lin J, Xu X, et al. Tachless envelope order analysis and its application to fault detection of rolling element bearings with varying speeds. *Sensors*, 2013, 13: 10856–10875
- 108 Sekko E, Daher Z, Antoni J, et al. Estimation of the synchronous average under varying rotating speed condition for vibration monitoring. ISMA 2010 International Conference on Noise and Vibration Engineering. Belgium, 2010
- 109 Antoni J, Bonnardot F, Raad A, et al. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals. *Mech Syst Signal Process*, 2004, 18: 1285–1314
- 110 Antoni J. Cyclic spectral analysis in practice. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 597–630
- 111 D'Elia G, Daher Z, Antoni J. A novel approach for the cyclo-non-stationary analysis of speed varying signals. ISMA2010 International Conference on Noise and Vibration Engineering. Belgium, 2010. 2801–2814
- 112 Delvecchio S, Antoni J. Extraction of angle deterministic signals in the presence of stationary speed fluctuations with cyclostationary blind source separation. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 27: 350–361
- 113 陈向民, 于德介, 罗洁思. 基于线调频小波路径追踪阶比循环平稳解调的齿轮故障诊断. *机械工程学报*, 2012, 48: 95–101
- 114 Urbanek J, Barszcz T, Antoni J. Time–frequency approach to extraction of selected second-order cyclostationary vibration components for varying operational conditions. *Measurement*, 2013, 46: 1454–1463
- 115 Kocur D, Stanko R. Order bispectrum: a new tool for reciprocated machine condition monitoring. *Mech Syst Signal Process*, 2000, 14: 871–890
- 116 Combet F, Gelman L, LaPayne G. Novel detection of local tooth damage in gears by the wavelet bicoherence. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 26: 218–228
- 117 何正嘉, 晷艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用. 西安: 西安交通大学出版社, 2007
- 118 Peng Z K, Chu F L. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography. *Mech Syst Signal Process*, 2004, 18: 199–221
- 119 Feng Z, Liang M, Chu F. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: A review with application examples. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 38: 165–205
- 120 Meltzer G, Ivanov Y Y. Fault detection in gear drives with non-stationary rotational speed - part I: The time-frequency approach. *Mech Syst Signal Process*, 2003, 17: 1033–1047
- 121 Meltzer G, Ivanov Y Y. Fault detection in gear drives with non-stationary rotational speed - part II: The time-quefrency approach. *Mech Syst Signal Process*, 2003, 17: 273–283
- 122 Meltzer G, Dien N P. Fault diagnosis in gears operating under non-stationary rotational speed using polar wavelet amplitude maps. *Mech Syst Signal Process*, 2004, 18: 985–992
- 123 Zimroz R, Millioz F, Martin N. A procedure of vibration analysis from planetary gearbox under non-stationary cyclic operations by instantaneous frequency estimation in time-frequency domain. Seventh International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies. United Kingdom, 2010.
- 124 Wang H, Chen P. Fuzzy diagnosis method for rotating machinery in variable rotating speed. *IEEE Sens J*, 2011, 11: 23–34
- 125 Li K, Ping X, Wang H, et al. Sequential fuzzy diagnosis method for motor roller bearing in variable operating conditions based on vibration analysis. *Sensors*, 2013, 13: 8013–8041
- 126 Wang J, Gao R X, Yan R. A hybrid approach to bearing defect diagnosis in rotary machines. *CIRP-JMST*, 2012, 5: 357–365
- 127 Luo J, Yu D, Liang M. Application of multi-scale chirplet path pursuit and fractional Fourier transform for gear fault detection in speed up and speed-down processes. *J Sound Vib*, 2012, 331: 4971–4986
- 128 Luo J, Yu D, Liang M. Gear fault detection under time-varying rotating speed via joint application of multiscale chirplet path pursuit and multiscale morphology analysis. *Struct Health Monit*, 2012, 11: 526–537
- 129 Yang Y, Peng Z K, Meng G, et al. Characterize highly oscillating frequency modulation using generalized warble transform. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 26: 128–140
- 130 Li C, Liang M. Time-frequency signal analysis for gearbox fault diagnosis using a generalized synchrosqueezing transform. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 26: 205–217
- 131 Li C, Liang M. A generalized synchrosqueezing transform for enhancing signal time-frequency representation. *Signal Process*, 2012, 92: 2264–2274
- 132 Chaari F, Abbes M, Rueda F, et al. Analysis of planetary gear transmission in non-stationary operations. *Front Mech Eng*, 2013, 8: 88–94

- 133 Feki M S, Chaari F, Abbes M S, et al. Dynamic analysis of planetary gear transmission under time varying loading conditions. *Mechanisms and Machine Science*. Berlin: Springer Netherlands, 2013. 311–318
- 134 Vicuña C M. Effects of operating conditions on the Acoustic Emissions (AE) from planetary gearboxes. *Appl Acoust*, 2014, 77: 150–158
- 135 Kim B S, Lee S H, Lee M G, et al. A comparative study on damage detection in speed-up and coast-down process of grinding spindle-typed rotor-bearing system. *J Mater Process Technol*, 2007, 187–188: 30–36
- 136 李辉, 郑海起, 杨绍普. 基于角域平均和连续小波变换的齿轮故障诊断研究. *振动与冲击*, 2007, 11: 16–19+180
- 137 Boulahbal D, Golnaraghi M F, Ismail F. Amplitude and phase wavelet maps for the detection of cracks in geared systems. *Mech Syst Signal Process*, 1999, 13: 423–436
- 138 Tadina M, Boltežar M. Improved model of a ball bearing for the simulation of vibration signals due to faults during run-up. *J Sound Vib*, 2011, 330: 4287–4301
- 139 Tadina M, Boltežar M. Improved 2D model of a ball bearing for the simulation of vibrations due to faults during run-up. *J Phys: Conf Ser*, 2011, 305: 012033
- 140 Rodriguez-Donate C, Romero-Troncoso R, Cabal-Yepez E, et al. Wavelet-based general methodology for multiple fault detection on induction motors at the startup vibration transient. *J Vib Control*, 2011, 17: 1299–1309
- 141 Khabou M T, Bouchaala N, Chaari F, et al. Study of a spur gear dynamic behavior in transient regime. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 3089–3101
- 142 Peng F, Yu D, Luo J. Sparse signal decomposition method based on multi-scale chirplet and its application to the fault diagnosis of gearboxes. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 549–557
- 143 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. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454: 903–995
- 144 Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum 1. *Annu Rev Fluid Mech*, 1999, 31: 417–457
- 145 Li H, Zhang Y, Zheng H. Bearing fault detection and diagnosis based on order tracking and Teager-Huang transform. *J Mech Sci Technol*, 2010, 24: 811–822
- 146 Li Y, Tse P W, Yang X, et al. EMD-based fault diagnosis for abnormal clearance between contacting components in a diesel engine. *Mech Syst Signal Process*, 2010, 24: 193–210
- 147 Yang W, Court R, Tavner P J, et al. Bivariate empirical mode decomposition and its contribution to wind turbine condition monitoring. *J Sound Vib*, 2011, 330: 3766–3782
- 148 Ricci R, Pennacchi P. Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 821–838
- 149 Fang K, Wang Y, Wang X Z, et al. Order tracking demodulation analysis based on Ensemble Empirical Mode Decomposition and its applications to fault diagnosis. *Electrical and Control Engineering (ICECE), 2011 International Conference on*. Yichang, 2011. 4614–4618
- 150 Wang K S, Heyns P S. Application of computed order tracking, Vold-Kalman filtering and EMD in rotating machine vibration. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 416–430
- 151 Wu T Y, Chen J C, Wang C C. Characterization of gear faults in variable rotating speed using Hilbert-Huang Transform and instantaneous dimensionless frequency normalization. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 30: 103–122
- 152 Cheng J, Zhang K, Yang Y. An order tracking technique for the gear fault diagnosis using local mean decomposition method. *Mech Mach Theory*, 2012, 55: 67–76
- 153 Zhao M, Lin J, Xu X, et al. Multi-fault detection of rolling element bearings under harsh working condition using IMF-based adaptive envelope order analysis. *Sensors*, 2014, 14: 20320–20346
- 154 Wang W, Wong A K. Linear prediction and gear fault diagnosis. *Proceedings of the 13th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management*. Houston, 2000. 797–807
- 155 Zhan Y, Makis V, Jardine A K S. Adaptive state detection of gearboxes under varying load conditions based on parametric modelling. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20: 188–221
- 156 Zhan Y, Makis V. A robust diagnostic model for gearboxes subject to vibration monitoring. *J Sound Vib*, 2006, 290: 928–955
- 157 Li Z, Wu Z, He Y, et al. Hidden Markov model-based fault diagnostics method in speed-up and speed-down process for rotating machinery. *Mech Syst Signal Process*, 2005, 19: 329–339

- 158 Timusk M, Lipsett M, Mechefske C K. Fault detection using transient machine signals. *Mech Syst Signal Process*, 2008, 22: 1724–1749
- 159 Liu B, Makis V. Gearbox failure diagnosis based on vector autoregressive modelling of vibration data and dynamic principal component analysis. *IMA J Manag Math*, 2008, 19: 39–50
- 160 Shao Y, Mechefske C K. Gearbox vibration monitoring using extended Kalman filters and hypothesis tests. *J Sound Vib*, 2009, 325: 629–648
- 161 Yang M, Makis V. ARX model-based gearbox fault detection and localization under varying load conditions. *J Sound Vib*, 2010, 329: 5209–5221
- 162 Zimroz R, Bartelmus W. Application of adaptive filtering for weak impulsive signal recovery for bearings local damage detection in complex mining mechanical systems working under condition of varying load. *Solid State Phenom*, 2011, 180: 250–257
- 163 Heyns T, Heyns P S, Zimroz R. Combining discrepancy analysis with sensorless signal resampling for condition monitoring of rotating machines under fluctuating operations. *IJCM*, 2012, 2: 52–58
- 164 Cempel C, Tabaszewski M. Multidimensional condition monitoring of machines in non-stationary operation. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 1233–1241
- 165 McBain J, Timusk M. Fault detection in variable speed machinery: Statistical parameterization. *J Sound Vib*, 2009, 327: 623–646
- 166 McBain J, Timusk M. System identification for fault detection in variable speed and load machinery. *IJCM*, 2012, 2: 32–39
- 167 Heyns T, Heyns P S, Villiers J P. Combining synchronous averaging with a Gaussian mixture model novelty detection scheme for vibration-based condition monitoring of a gearbox. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 32: 200–215
- 168 Santos P, Villa L F, Reñones A, et al. Wind turbines fault diagnosis using ensemble classifiers. *Lecture Notes in Computer Science*, 2012, 7377: 67–76
- 169 Villa L F, Reñones A, Perán J R, et al. Statistical fault diagnosis based on vibration analysis for gear test-bench under non-stationary conditions of speed and load. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 29: 436–446
- 170 Wang Z, Zhu Z, Li W, et al. Total energy growth rate of rolling bearing due to faults during run-up. *Adv Mech Eng*, 2013, 2013: 7
- 171 Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial. *Mech Syst Signal Process*, 2011, 25: 485–520
- 172 Choi H I, Williams W J. Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels. *IEEE Trans Acoust Speech Signal Process*, 1989, 37: 862–871
- 173 Zhao Y, Atlas L E, Marks R J. The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequency representations of nonstationary signals. *IEEE Trans Acoust Speech Signal Process*, 1990, 38: 1084–1091
- 174 Jeong J, Williams W J. Kernel design for reduced interference distributions. *IEEE T Signal Process*, 1992, 40: 402–412
- 175 Stankovic L. Auto-term representation by the reduced interference distributions: a procedure for kernel design. *IEEE T Signal Process*, 1996, 44: 1557–1563
- 176 Huang N E, Wu M L C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2003, 459: 2317–2345
- 177 Rilling G, Flandrin P. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers. *IEEE T Signal Process*, 2008, 56: 85–95
- 178 Deng Y, Wang W, Qian C, et al. Boundary-processing-technique in EMD method and Hilbert transform. *Chin Sci Bull*, 2001, 46: 954–960
- 179 Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank. *IEEE Signal Proc Let*, 2004, 11: 112–114
- 180 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 Sound Vib*, 2011, 330: 1225–1243

Dynamic signal analysis for speed-varying machinery: A review

LIN Jing^{1,2} & ZHAO Ming²

¹ State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710054, China;

² School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

For periodic signals from machinery, those sampled by A/D converter are no longer periodic under speed-varying condition. For

this reason, Fourier-based methods are not applicable any more. Many methods are proposed to tackle this problem especially in recent years. Different kinds of machinery are with different speed variations, also with different measuring systems. Up to now, however, there is no deep investigation on how current methods are applicable to different working conditions and what direction should follow in the future. In this paper, current methods for speed-varying machinery dynamic signal analysis are reviewed, including order tracking, cyclostationary analysis, time-frequency analysis, EMD, etc. Finally, further work along this direction is discussed.

speed-varying, machinery surveillance, dynamic signal analysis, fault diagnosis

doi: 10.1360/N092014-00425