

基于振动分析的旋转机械故障诊断原理及应用



成都电子科技大学出版社



前 言

现代化工业生产越来越大型化、高速化、自动化,特别是石化、冶金和电力等过程工业,设备投资大,连续生产流程长,机械设备故障停机可能造成重大的经济损失,甚至导致机毁人亡的重大事故。机械的故障诊断技术是保障设备安全可靠运行的重要措施之一,它能够对设备机械故障的发生和发展做出早期预报,对出现故障的原因做出判断,提出对策建议,进而避免或减少事故的发生。因此,机械的故障诊断技术在当前的机械工程及相关领域十分重要。

近几十年来,故障诊断技术在国内外都得到了高度重视,发展十分迅速,在工厂应用经常取得出人意外的实效,故障诊断技术在企业中得到了普及和应用。为此,迫切需要一本有关振动分析的旋转机械故障诊断技术方面的书。此书可供从事旋转机械故障诊断及其相关研究的科技人员参考,也可供机械电子工程和动力工程等相关学科的教师、研究生和高年级本科生阅读。

机械故障诊断主要包括信号检测、故障信号分析及其特征提取、故障诊断分析及故障处置决策四大部分,其每一部分都会涉及很多内容,甚至都可以成为独立的学科。虽然国内外许多学者都相应地开展过深入细致的研究,但是由于研究角度和所处的工程背景不同,至今仍然还有许多课题需要去做,从而在新理论、新技术和新方法方面形成更多更广泛的研究。特别是结合不同的具体工程实际需求,有针对性地提出更有效的故障诊断理论与方法,这在目前的科学研究领域,还是十分迫切的。

本书总结了长期以来围绕旋转机械振动测试与分析等方面的研究成果,主要以振动分析为主要手段,理论与实际相结合,介绍了现代机械故障诊断的有关理论、技术与方法。主要内容包括:基于经验模态分解的齿轮和

轴承故障诊断研究,基于总体平均经验模态分解的齿轮故障诊断研究,基于局部均值分解的齿轮和轴承故障诊断研究,以及基于极值域均值模态分解的旋转机械故障诊断研究等理论与技术。本书对上述内容做了相对系统化和完整性的阐述,内容直观,由浅入深且易于理解。本书可以作为机械电子工程和动力工程领域中从事故障诊断研究的科技人员介绍较为专业化和高层次的有关新理论、新方法和新技术的参与,还可以为广大教师和学生提供较全面而深入的学习素材,它对机械设备故障诊断的工程应用有着现实的指导意义。

本书共分为6章。

第1章为绪论,指明了机械设备故障诊断的研究意义和研究内容,介绍了旋转机械振动分析与故障诊断技术的研究现状,提出了本书的研究方法与研究内容。

第2章介绍了基于经验模态分解的轴承和齿轮故障诊断方法原理及应用。针对旋转机械设备的工作环境恶劣难以提取故障频率的实际情况,应用奇异值差分谱理论对经验模态分解得到的本征模式分量进行消噪,更好地得到了轴承故障频率;通过计算经验模态分解所得到的本征模式分量的能量熵,在能量域角度找到了齿轮的故障特征,并进一步应用支持向量机对其进行模式识别,通过实例验证此方法的可行性;通过计算经验模态分解所得到的本征模式分量的奇异值熵,找到了齿轮的故障特征,并进一步应用支持向量机对其进行模式识别,通过实例验证此方法的有效性和在小样本情况下的可行性。

第3章介绍了基于总体平均经验模态分解的齿轮故障诊断方法原理及应用。针对齿轮振动信号的非平稳特征和现实中难以获得大量典型故障样本的实际情况,提出了基于总体平均经验模态分解和支持向量机的齿轮故障诊断方法。首先通过总体平均经验模态分解方法将非平稳的原始加速度振动信号分解成若干个平稳的本征模式分量;齿轮发生不同的故障时,在不同频带内的信号能量值会发生改变,故可通过计算不同振动信号的能量熵判断是否发生故障;从包含有主要故障信息の本征模式分量中提取出来的能量特征作为输入建立支持向量机,判断齿轮的工作状态和故障类型。实

验结果表明,文中提出的方法能有效地应用于齿轮的故障诊断。提出了一种基于总体平均经验模态分解奇异值熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法。首先通过总体平均经验模态分解方法将非平稳的原始加速度振动信号分解成若干个平稳的本征模式分量,将得到的若干个本征模式分量自动形成初始特征向量矩阵;然后对该矩阵进行奇异值分解,提取其奇异值作为故障特征向量,并对其进行归一化,求得奇异值熵,根据奇异值熵值大小可以判断齿轮的故障类型;将奇异值故障特征向量作为支持向量机的输入,判断齿轮的工作状态和故障类型。实验结果表明,即使在小样本情况下,基于奇异值分解和支持向量机的故障诊断方法仍能有效地识别齿轮的工作状态和故障类型。

第4章介绍了基于局部均值分解的轴承和齿轮故障诊断方法原理及应用。首先对轴承的振动信号进行随机共振消噪,然后对降噪振动信号进行局部均值分解,成功地提取出了轴承故障特征;应用局部均值分解对齿轮振动信号进行分解得到若干个乘积分量,求取每一个乘积分量的近似熵,进而找到故障特征向量,最后应用支持向量机对其进行模式识别。通过一故障诊断实例对此方法的可行性和有效性进行了验证,并与神经网络在训练时间和分类准确性方面进行了对比;通过求取经过局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)所得乘积分量的朗佩尔-齐夫(Lempel-Ziv)指标获得轴承故障特征向量,进行了有效准确的故障诊断。

第5章介绍了基于极值域均值模态分解的滚动轴承和转子系统故障诊断方法原理与应用。针对滚动轴承损伤性故障的故障诊断问题,提出了基于极值域均值模态分解的故障诊断方法,进行了故障特征频率的提取。首先将原始信号分解成若干个本征模式分量,然后通过计算各个本征模式分量与原始信号的相关系数确定包含故障特征信息的主要成分,除去虚假分量。最后针对主要成分的本征模式分量进行希尔伯特(Hilbert)包络解调提取故障特征,即轴承的损伤性故障特征。通过工程实例信号的分析结果以及与经验模式分解方法的对比均表明,该方法能够较快地提取轴承的故障特征。针对转子不平衡故障和滚动轴承微弱损伤性故障的复合故障诊断问题,提出了基于第二代小波和极值域均值模态分解的故障诊断方法,进行了

复合故障的耦合特征分离和故障特征频率的提取。该方法首先应用第二代小波对原始信号进行分解与重构;然后针对分解与重构出的低频信号进行频谱分析提取低频非调制故障特征;最后针对高频共振调制信号进行解调分析,以准确提取调制故障特征。通过工程实例信号的分析结果表明,该方法能够提取转子系统的复合故障特征。

第6章总结并提出了研究展望。

由于作者水平有限,书中难免存在一些不妥之处,敬请广大读者批评指正。

作者

2014年5月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 机械设备故障诊断的研究意义和研究内容	2
1.2.1 机械设备故障诊断的研究意义	2
1.2.2 机械设备故障诊断的研究内容	3
1.3 旋转机械振动分析与故障诊断技术的研究现状	4
1.3.1 旋转机械振动分析方法的研究现状	4
1.3.2 旋转机械故障诊断方法的研究现状	10
1.4 本书研究的目的和意义	15
1.5 主要研究内容	15
第 2 章 基于经验模态分解的齿轮和轴承故障诊断研究	18
2.1 引言	18
2.2 经验模态分解的原理与算法	19
2.2.1 经验模态分解(EMD)的原理与算法	19
2.2.2 经验模态分解(EMD)数值仿真	20
2.3 经验模态分解和奇异值差分谱理论在轴承故障诊断中的应用	21
2.3.1 奇异值差分谱理论及仿真	22
2.3.2 应用经验模态分解(EMD)和奇异值差分谱理论进行轴承故障诊断实例	25
2.3.3 小结	29
2.4 经验模态分解(EMD)能量熵和支持向量机在齿轮故障诊断中的应用	30

2.4.1	能量熵的定义	30
2.4.2	支持向量机分类原理	32
2.4.3	基于经验模态分解(EMD)能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断实例	34
2.4.4	小结	38
2.5	基于经验模态分解奇异值熵和支持向量机的齿轮故障诊断	39
2.5.1	奇异值熵的定义	39
2.5.2	经验模态分解(EMD)奇异值熵和支持向量机在齿轮故障诊断中的应用	41
2.5.3	小结	44
2.6	基于经验模态分解(EMD)降噪和谱峭度的轴承故障诊断	44
2.6.1	互相关系数降噪	45
2.6.2	谱峭度理论	46
2.6.3	经验模态分解(EMD)降噪和谱峭度理论在轴承故障诊断中的应用	46
2.6.4	小结	50
2.7	频率调制经验模态分解在轴承故障诊断中的应用	50
2.7.1	调频经验模态分解(FM-EMD)方法原理	51
2.7.2	调频经验模态分解(FM-EMD)与经验模态分解(EMD)的数值仿真对比	53
2.7.3	调频经验模态分解(FM-EMD)在轴承故障诊断中的应用	55
2.7.4	小结	58
2.8	结论	59
第3章	基于总体平均经验模态分解的齿轮故障诊断研究	60
3.1	引言	60
3.2	基于总体平均经验模态分解(EEMD)能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断	61

3.2.1	总体平均经验模态分解(EEMD)算法及仿真·····	61
3.2.2	总体平均经验模态分解(EEMD)能量熵和支持向量机在 齿轮故障诊断中的应用·····	63
3.2.3	小结·····	67
3.3	基于总体平均经验模态分解(EEMD)奇异值熵和支持向量机的齿 轮故障诊断·····	68
3.3.1	经验模态分解(EMD)和总体平均经验模态分解(EEMD) 的比较·····	68
3.3.2	总体平均经验模态分解(EEMD)奇异值熵和支持向量机 在齿轮故障诊断中的应用·····	72
3.3.3	小结·····	74
3.4	基于总体平均经验模态分解(EEMD)和奇异值差分谱理论的轴承 故障诊断·····	74
3.4.1	故障诊断方法及应用实例·····	75
3.4.2	小结·····	79
3.5	结论·····	79
第4章	基于局部均值分解的齿轮和轴承故障诊断研究 ·····	81
4.1	引言·····	81
4.2	局部均值分解(LMD)的原理及算法仿真·····	82
4.2.1	局部均值分解(LMD)的原理与算法·····	82
4.2.2	局部均值分解(LMD)数值仿真·····	85
4.3	基于随机共振消噪和局部均值分解(LMD)的轴承故障诊断 ·····	86
4.3.1	局部均值分解(LMD)和经验模态分解(EMD)对比研究 ·····	86
4.3.2	随机共振消噪和局部均值分解(LMD)在轴承故障诊断中 的应用·····	90
4.3.3	小结·····	97

4.4	基于局部均值分解(LMD)近似熵和支持向量机的齿轮故障诊断	97
4.4.1	近似熵的定义	98
4.4.2	局部均值分解(LMD)近似熵和支持向量机在齿轮故障诊断中的应用	100
4.4.3	小结	104
4.5	基于局部均值分解(LMD)和朗佩尔-齐夫(Lempel-Ziv)指标的轴承故障诊断	105
4.5.1	朗佩尔-齐夫(Lempel-Ziv)指标	106
4.5.2	局部均值分解(LMD)和朗佩尔-齐夫(Lempel-Ziv)指标在轴承故障诊断中的应用	107
4.5.3	小结	113
4.6	结论	114
第5章	基于极值域均值模态分解的旋转机械故障诊断研究	116
5.1	引言	116
5.2	极值域均值模态分解(EMMD)算法	117
5.3	极值域均值模态分解法(EMMD)的轴承故障诊断研究	119
5.4	第2代小波和极值域均值模态分解法(EMMD)转子系统复合故障诊断研究	124
5.4.1	第2代小波简介	124
5.4.2	第2代小波和极值域均值模态分解法(EMMD)相结合在转子复合故障诊断中的应用	126
5.4.3	小结	133
5.5	结论	133
第6章	总结与展望	135
	参考文献	139

第1章 绪论

1.1 引 言

随着现代化大生产的发展和科学技术的进步,机械设备的结构越来越复杂,功能越来越完善,自动化程度也越来越高。由于许许多多无法避免的因素的影响,有时设备会出现各种各样的故障,以致降低或失去预定的功能,甚至造成严重的以致灾难性的事故。严重的事故触目惊心,不但造成巨大的经济损失,而且造成人员伤亡和环境污染。为了保证设备可靠运行,从而获得更大的经济效益和社会效益,能够及时地、准确地对机械设备的各种异常状态或故障状态作出诊断,预防或消除故障,对设备的运行进行必要的指导越来越显得重要。

轴承、齿轮及齿轮箱等旋转机械作为机械设备中一种必不可少的连接和传递动力的通用零部件,在金属切削机床、航空、电力系统、农业机械、运输机械、冶金机械等现代工业设备中得到了广泛的应用。^[1]近年来随着信息技术、计算机技术、人工智能以及机械故障机理研究的深入和发展,新的技术不断被移植、应用到机械状态监测和故障诊断之中,极大地丰富了机械状态监测和故障诊断理论和技术,推动了监测和诊断向更深和更高层次的发展。^[2]

在旋转机械设备故障诊断研究中,故障特征提取和模式识别关系到故障诊断的可靠性和准确性,因此是旋转机械故障诊断研究中的关键问题。利用轴承和齿轮的振动信号对其工作状态进行监测和诊断是目前旋转机械故障监测和诊断研究中最常用的方法。本书应用经验模态分解、总体平均经验模态分解和局部均值分解等信号处理方法进行故障特征提取,并应用

支持向量机进行故障模式识别。

本章首先论述了旋转机械故障诊断的选题意义、研究内容;然后,进一步简述了旋转机械振动分析与故障诊断技术的研究现状;最后,说明了本书研究的目的和意义,并简述了本书的主要研究内容。

1.2 机械设备故障诊断的研究意义和研究内容

1.2.1 机械设备故障诊断的研究意义

随着现代化大生产的发展和科学技术的不断进步,机械设备正朝着大型化、精密化、连续化、重载化、系统化和自动化的方向发展,使得生产系统的规模越来越大,结构越来越复杂,功能越来越多,工作强度越来越大,零部件间的联系越来越强,影响系统运行的因素也越来越多。一旦系统某个部位出现故障,将会引起连锁反应,导致整个系统瘫痪,造成巨大的经济损失,甚至带来灾难性的后果。^[3]如^[4~5]大同电厂2号机组和秦岭发电厂5号机组的轴系断裂事故、美国挑战者号航天飞机的坠毁和哥伦比亚号航天飞机事故、前苏联切尔诺贝利核电站泄漏事故等。2003年,国内某钢铁企业高线初轧机因一齿轮箱主输出轴轴承破碎,造成直接经济损失1500万元以上^[6];2001年阜新电厂2号机组断轴事故的发生,给电厂带来巨大的经济损失;1992年日本海南电厂的一台600MW超临界火力发电机组因机组共振而造成断轴毁机事故,直接经济损失达45~50亿日元^[7]。

研究旋转机械故障诊断技术,可以保障安全生产,避免事故和避免巨额经济损失的发生,进一步提高设备安全管理水平,极大地提高了企业的经济效益。日本实施故障诊断后,事故率可减少75%,维修费用可降低25%~50%。对英国2000个工厂的调查表明,采用设备诊断技术后维修费用每年节约3亿英镑。^[8~9]我国在“六五”“七五”“八五”期间将设备状态监测与故障诊断确定为重大攻关课题,由国家投入巨资,组织科研人员进行研究^[10~11]。目前已取得了大量有意义的科研成果和技术突破,积累了一些成功的经验,并在一些实际生产中得到初步应用。

尽管国内外学术界在机械故障诊断方面做了一定的研究工作,目前的技术发展还不能满足实际生产的需要,尚未形成一个比较系统而完善的诊断方法体系;已投入运行、应用比较成功的诊断系统并不多见。因此,开展大型旋转机械状态监测与故障诊断技术研究仍是当今科技发展的一个重要研究内容。^[12]

1.2.2 机械设备故障诊断的研究内容

机械设备故障诊断技术作为一门新兴的交叉学科,研究内容主要包括以下三个方面:故障信息的检测、信号处理及故障特征提取方法的研究、状态模式识别及分类。^[13]

故障信息检测是对旋转机械设备实现故障诊断的第一步,是故障诊断研究的必要前提。故障信息检测是对旋转机械设备本身各种状态信息的信号检测和量化的技术,而传感器则是获得各种信息并将其转换为电信号的器件,是获取故障信息的主要手段和关键。由于传感器的种类对不同部件的状态反映程度不尽相同,因此在测试时我们要尽量选取能够反映机械设备状态特征的传感器类型。振动、力、声、转速及温度、流量等是旋转机械设备信息检测涉及的主要物理量。由于旋转机械的故障常常在振动状况方面体现出来,因此,根据振动信号进行诊断仍是目前机械故障诊断的主要手段。高可靠性和长期稳定性的检测与传感技术、固定植入式和介入式检测与传感技术、故障信息的遥测技术、振动测量用光纤传感技术和声发射检测技术等,都是故障状态信息检测技术要研究的主要内容。传感器技术将仍然是旋转机械设备状态监测和故障诊断的一个重要研究内容。^[13~14]

状态特征提取方法的研究是机械设备状态监测与故障诊断技术的关键,良好的信号处理方法可以提取出能够充分表达状态的特征信息^[13]。它直接影响整个诊断过程的计算以及整个诊断系统的性能。因此,尽管旋转机械的振动信号反映了设备的运行状况,可用来做监测信号,但由于直接检测到的振动信号通常为随机非平稳信号,其中包含了大量与故障无关的信息,因此不宜直接作为故障特征量,而需要采用现代信号分析与信号处理方法把原始检测信号转换为能表达工况状态的特征量。故障特征提取研究的

目的就在于以各种信号处理方法作为工具,找出工况状况与特征量的关系,把反映故障的特征信息和与故障无关的特征信息分离开来^[14],从而实现有效、可靠的故障诊断。信号分析处理的目的是通过对状态信号进行特征提取,确定能表征机械设备运行状态的特征量。常用的基于信号处理的特征提取方法有时域模型分析、时间序列分析、倒谱分析、快速傅里叶变换、短时傅里叶变换、时频分析、温格(Winger)分布分析、小波分析、希尔伯特—黄(Hilbert—Huang)变换分析、高阶谱分析等方法。^[15~18]

状态模式识别及分类是状态监测技术的核心,其实质是设备状态特征的模式识别问题。现代人工智能技术的发展促进了设备状态的识别技术的发展。模糊分类技术、神经网络技术、专家系统、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等智能信息处理方法先后被成功引入设备状态的故障识别中^{[15][19]},其中支持向量机能够解决在小样本情况下的学习和训练,比神经网络更具有应用方面的优势。

总之,信号处理技术的进展关系着状态监测与故障诊断技术的发展,因此要时刻关注信号处理技术的发展,把先进有效的信号处理方法引入到旋转机械的状态监测与故障诊断中。

1.3 旋转机械振动分析与故障诊断技术的研究现状

1.3.1 旋转机械振动分析方法的研究现状

旋转机械振动信号分析的目的在于提取出机械关键旋转部件(如齿轮、轴承等)运行信息,有效的信号处理和特征提取是完成旋转机械状态监测和故障诊断的关键。因此,更精确、更全面地提取振动信号特征是该领域工作者一直以来的追求。振动信号特征提取的方法主要有快速傅里叶变换(FFT)、自回归滑动平均模型(ARMA)、寇恩(Cohen)类分布、短时傅里叶变换(STFT)、小波变换及自适应时频分析等,这些方法为机械故障诊断工作的开展提供了根本保障。

1.3.1.1 傅里叶(Fourier)变换方法

早期的信号特征提取主要是借助于傅里叶(Fourier)变换进行的,也就是利用傅里叶变换将信号由时域转换为频域分析,它是多年来普遍采用的特征提取途径。^{[20][21]}傅里叶变换方法包括频谱分析、相关分析、传递函数分析、相干分析、包络分析、细化谱分析、倒频谱分析、时间序列分析等方法。^[10,22~23]这些分析方法是假设信号为稳态和线性为前提的。对于平稳性时间序列而言,这种方法实时性较高且物理意义明确。在一般情况下,这些方法能基本满足工程实践的要求,在旋转机械故障诊断中取得了较好的效果。直至今日,经典信号分析方法仍然是对振动信号进行分析的最常用技术。^[24]但由于傅里叶变换仅反映样本信号的整体统计特性,故对于非平稳程度很强的信号,不能更好地反映频谱中的时频细节,在一定程度上限制了频谱分辨率,需要找寻更为有效的信号特征提取方法。^[12]

1.3.1.2 自回归滑动平均(ARMA)时序模型

傅里叶变换分析方法存在不少缺陷,主要是其频谱分辨率较低、存在谱图畸变、不适用于短数据、随机起伏较明显、不光滑等。^[25]ARMA 时序模型是应用较广的一种现代谱分析方法。它采用时间序列线性预测建模的方法来描述信号,由 ARMA 得到的频谱比 FFT 得到的频谱更为平滑、频谱分辨率更高,且对信号处理点数要求也不高,其中由一阶白噪声驱动的 ARMA 模型即 AR 模型在实践中得到更为广泛的应用。在自回归模型(AR)中,信号可视为白噪声通过滤波环节产生的输出,因此信号 AR 模型的线性预测系数也可作为信号的特征之一。这些现代谱分析方法是通过建立特征信号的特征模型来进行特征提取的,在信号处理实践中得到很广泛地应用。^[26~30]如:徐玉秀等采用极大熵谱法针对滚动轴承工作状态建立了 AR 模型,并构建出轴承正常和故障工作状态的时序模型。并计算时间序列的故障敏感因子,进而进行了极大熵谱分析,对滚动轴承进行了故障的定性诊断^[31];韩秋实、许宝杰等人对 AR 时间序列进行了成功的线性预测建模,构建了旋转机械的信息距离判别函数,并将此故障特征提取方法成功地应用到了旋转机械故障诊断专家系统模式识别中^[32]。ARMA 时序模型虽然可以应用于某

些非线性、非平稳振动信号特征提取中,但存在主要缺陷是建模复杂,对信噪比敏感,定阶困难,且阶数选取和计算量之间存在矛盾^[33,34]。

1.3.1.3 Cohen 类分布

可以直接用信号的时频二维分布来描述非平稳信号幅频特性随时间的变化情况。信号的频率、功率谱密度、能量和群延时等特性都可很容易地从 Wigner 分布中得到。时频分布是时频分析发展的另一方面,其中温格-威尔(Wigner-Ville)分布是应用最成功的。1932年,温格(Winger)首先提出了温格-威尔(Wigner-Ville)分布的理论模型;1948年,威尔(Ville)把温格-威尔(Wigner-Ville)分布引入信号分析中。这种时频分析方法对非平稳信号的分析 and 研究工作起到了很大的推进作用^[35,36]。温格(Winger)分布在非平稳信号的分析中广泛应用,在离散瞬时频率估计、随机信号分析、信号滤波处理等方面备受关注。但由于在温格(Winger)分布平面上存在交叉项,使得多分量信号与噪声交织在一起,故很难对其进行适当的滤波,这在一定程度上限制了它的应用,但在进行适当处理后,自项与交叉项就可被隔离,从而能用固有的噪声抑制特性实现二维特征提取^[37,38]。

1.3.1.4 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transformation, STFT)的概念最早是由盖博(Gabor)于1946年提出,后经过改进形成完整的方法^[39~41]。从而使时频分析实用化,其基本思想是通过一个窗函数把分析时间局部化。该方法是对FFT技术的一种发展,目前在时变信号分析中用得较多。短时傅里叶变换是在时域上将信号加以分段,每一段分别做傅氏变换,计算其频谱,则可以从各段频谱特性随时间变化上看出信号的时变特性,文献[42]把该方法用于大型电铲提升系统中的状态监测和故障诊断,取得了很好的效果;文献[43]把短时傅里叶变换用于冲击信号的分析,成功地获取了冲击信号的发生时刻。

短时傅里叶变换是通过对信号的分段截取来处理时变信号的。其前提是所截取的每一段信号假定是线性、平稳的。故严格地讲,短时傅里叶变换只适用于对缓变信号的分析,是一种平稳信号分析法。

1.3.1.5 小波变换

小波变换是继傅里叶变换后又一技术革新,能同时提供信号局部化时域和频域的信息,具有多尺度特性和“数学显微”特性。小波变换具有的这些特性为非平稳性地描述动态信号、分离机器零部件故障特征频率及提取微弱信号以及实现早期故障诊断提供了有效、可靠的工具^[44~47],已成为旋转机械故障诊断特征提取研究中的热点。小波变换(Wavelet Transformation, WT)的技术关键是多分辨分析,是近年来出现的一种研究非平稳信号有效的时频域分析工具,它在不同尺度下由粗到精的处理方式,使其既能反映信号的整体特性,又能反映信号的局部信息^[48~51]。小波变换不仅可以对信号中的短时高频成分进行定位,而且可以对信号中的低频成分进行分析,克服了傅里叶分析在时域上无任何分辨率的缺陷,并较短时傅里叶变换能提取更详尽的信号信息。正因为小波分析具有以上优点,广泛地应用在机械故障诊断领域。陈志新^[52]用复小波块阈值降噪法提取微弱故障信息,取得了令人满意的效果。何正嘉等^[53]总结了小波技术在旋转机械、往复机械、齿轮、轴承等方面的应用中所取得的进展。林(LIN)等^[54]提出了一种基于莫莱特(Morlet)小波基的连续小波变换降噪方法,用该方法可以从含有大量噪声的齿轮箱振动信号中完整地提取出周期性冲击信号。尼克劳尔(Nikolaou)等人^[55]也用小波包变换提取故障特征来对轴承进行故障诊断,取得了较好的效果。新的小波函数,如平稳小波、复小波、谐波小波等都在故障诊断中得到了应用^[56~58]。小波与其他信号分析方法相结合是小波应用的一个方向,如:小波与相关分析^[59]、小波与独立分量分析(ICA)^[60]、小波与包络谱^[61]、小波与奇异值分解(SVD)^[62]等相结合的特征提取方法;小波与神经网络^[63]、支持向量机(SVM)^[64~67]等相结合的诊断方法都得到了研究和应用。由于滚动轴承各零部件结构不同,其故障信息就分布于不同频带,何正嘉将小波包分解信号技术与自回归谱分析结合起来,为滚动轴承的噪声分离、特征提取和故障诊断提供了有效的工具^[68]。刘占生等人应用二进小波和关联维数相结合,正确地识别出了碰摩故障^[69]。陈长证(Chen Changzheng)等人构造出了小波神经网络,并成功地对旋转机械进行了准确的故

障诊断^[70]。马建仓等人通过小波包方法与自适应谐振(Adoptive Resonance Theory, ART)神经网络和模糊评判相结合的方法,对转子试验台模拟的多故障进行了成功的综合诊断^[71]。

小波变换本质上是窗口可调的傅里叶变换,由于小波窗内的信号可视为平稳状态,没有摆脱傅里叶变换的局限,因而基小波的有限长会造成信号能量的泄露。其次,参数选择具有敏感性,基小波的选择要依赖信号的先验信息,目前,基小波的选择在理论上和实际应用上都还是一个难点。另外,小波分析是非自适应的,一旦基本小波函数选定,那么分析所有的数据都必须用此小波函数,因此有可能该基小波在全局上是最佳的,但对某个局部区域来说可能是最差的,从而使某些特征因应用小波分解而失去了其本身的物理意义。^[72,73]

1.3.1.6 自适应时频分析

自适应时频分析是一种适合于非平稳,非线性信号的分析方法,既能反映瞬时频率随时间变化的规律,还能准确地反映出信号能量随时间和频率的改变。窗口傅里叶变换一旦确定了窗函数,时频窗窗口就固定了,不利于对信号不同频率成分进行不同的细化分析。温格-威尔(Wigner-Ville)分布虽在一定程度上克服了窗口傅里叶变换的缺点,且具有很好的时频分辨率,但它采用的是双线性变换而不是线性变换,因此在对多分量信号进行分析时不可避免地会有交叉干扰项,^[74]多种抑制消除交叉干扰项的方法都是以牺牲时-频分辨率来换取的。希尔伯特-黄(Hilbert-Huang)变换是由黄(Huang)在1998年提出的^[75]一种自适应的时-频分析方法。它可以根据信号本身的局部时变特性进行自适应分解,不仅可以得到很高的时频分辨率,还具有很好的时频聚集性,非常适用于非平稳、非线性信号的分析。希尔伯特-黄(Hilbert-Huang)变换首先对原始信号进行经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD),得到若干个本征模式分量(Intrinsic Mode Function, IMF);然后对本征模式分量(IMF)进行希尔伯特(Hilbert)变换,得到每一个本征模式分量随时间变化的瞬时频率和瞬时幅值。^[76]希尔伯特-黄(Hilbert-Huang)变换已经成功地应用于机械设备状