

FRFT 在转子起停车状态评估中的应用研究进展*

温广瑞^{1,2,3}, 杜小伟¹, 张志芬¹, 张阳¹

(1. 西安交通大学现代设计与转子轴承系统教育部重点实验室 西安, 710049)

(2. 西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室 西安, 710049) (3. 新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐, 830047)

摘要 转子起停车过程中由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, 采用经典的基于傅里叶变换的谱分析方法进行信号处理不再有效。针对转子起停车状态评估中幅值、频率的非平稳特性所带来的问题, 引入分数阶傅里叶变换研究了基于起停车信息的故障定性分析和定量识别方法, 提出了基于分数阶全息原理的转子起停车故障特征提取方法, 并在此基础上实现了基于分数阶主分量原理的转子故障特征模式定量分类。实验验证表明, 该方法解决了转子起停车过程中瞬变信息的获取问题, 能有效提取出起停车过程振动信号中的典型故障特征, 可以实现对转子不同故障类型及不同故障程度的准确分类。

关键词 转子; 起停车; 分数阶傅里叶变换; 故障特征提取; 定量分类

中图分类号 TH17

引 言

作为现代大部分工业生产中的核心设备, 大型旋转机械的安全运行对炼油、机床、交通、冶金、电力和汽车制造等企业至关重要。随着工业水平和科技水平的持续快速发展, 旋转机械逐渐向高速、重载、大型化、智能化和自动化方向发展, 与此同时也对旋转机械在高强度工作下的稳定性提出了更高的要求^[1]。转子作为旋转机械的核心部件, 是故障的高发部位, 它的运行状态直接影响到整个设备的运行的安全性和稳定性。因此对转子运行状态的监测和故障的识别诊断历来备受关注, 具有重要的工程应用价值^[2]。

转子故障诊断的实质是特征提取及模式分类, 故障特征可以有效反映出转子实际运行状态的一种或多种指标, 这些指标是对运行状态最为准确合理的表达, 找到一种有效的故障特征往往决定了这一种故障诊断方法的优劣程度^[3-4]。在特征提取基础上的模式分类则可更进一步实现对转子不同程度故障或者健康状态的自动识别, 实现智能化的状态监测。故障模式识别分类是人工智能领域一个传统的研究方向^[5-6], 它对转子故障诊断技术有着直接的推动作用。

目前, 基于稳态振动特征的转子故障识别诊断研究相对成熟, 但仍然存在没有充分利用升、降速过程中的全振动信息。众所周知, 和平稳工况相比, 变转速下的机械设备振动信号更加复杂^[7], 转子起停车过程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和处理带来了困难, 却因其包含了丰富的机械状态信息, 对该类信息的利用将有助于监测信息的全方位利用。因为振动信号的调频、调幅和调相等非平稳特征不仅可能由设备故障影响而引发, 同时还可能由转速变化而引发。因此, 起停车过程比稳态转速下的振动包含了更丰富的可用信息, 值得深入研究。由于起停车过程中信号是非平稳的, 直接使用傅里叶变换会出现频率模糊的现象, 因此针对起停车信号的分析必须采用能够处理非平稳信号的方法。

近十年来, 变转速设备的监测和诊断问题受到了国内外机械故障诊断领域内学者的广泛关注, 依托电子硬件计算技术的快速发展, 非平稳信号处理理论得到了快速发展, 提出了以计算阶比跟踪技术、无键相阶比跟踪技术和 Vold-Kalman 阶比跟踪技术为代表的基于阶次跟踪的方法, 以阶次谱分析技术、阶次域循环平稳分析技术为代表的基于阶次循环平稳分析的方法, 以及以短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, 简称 STFT)、瞬时功率谱、

* 国家自然科学基金资助项目(51420004, 51365051); 教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-13-0461)
收稿日期: 2016-08-31; 修回日期: 2016-09-30

魏格纳分布 (Wigner-Vile distribution, 简称 WVD)、经验模式分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 和小波变换 (wavelet) 为代表的基于时频分析的方法^[8]。韩国亚洲大学的 Kim 等^[9]分别采用 STFT, WVD, 离散小波变换 (discrete wavelet transform, 简称 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。文献^[10]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。李扬^[11]提出了一种基于 Vold-Kalman 阶比全息的转子起停车故障特征提取和动平衡方法, 将 Vold-Kalman 阶比分析技术用于转子起停车信号分析中。变转速下机械设备的动态信号具有调频、调幅和调相等非平稳特征, 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。

分数阶傅里叶变换 (fractional Fourier transform, 简称 FRFT) 实质是以 chirp 基 (即线性调频函数) 为正交基在频域内的展开^[12], 其在滤波、噪声抑制、雷达声呐探测及通信技术中^[13-15]得到了广泛的应用。转子的起停车信号可以看作是多个线性调频信号的组合, 与此同时, 由于转子故障在频谱特征上一般表现为转频及其倍频和分倍频分量, 而分数阶傅里叶变换方法能够将将与转速相关的各倍频分量提取出来, 所以可考虑将分数阶傅里叶变换技术应用于起停车分析。笔者将分数阶傅里叶变换与全息谱原理相结合, 先将非稳态信号进行分数阶傅里叶变换提取主要倍频分量, 然后根据 Hilbert 变换求取分量各转速下的振动幅值和相位, 再结合全息谱分析方法, 绘制分数阶全息瀑布图对转子起停车信号进行特征参数定性分析。同时将分数阶傅里叶变换原理与主分量分析 (principal component analysis, 简称 PCA) 结合, 在分别得到转子起停车状态下时域指标以及全息指标振动状态特征数据集之后采用 PCA 进行降维, 进而对转子进行故障的定性及定量识别。

1 基于 FRFT 的故障诊断基本理论

1.1 基本原理

1.1.1 分数阶傅里叶变换基本原理

信号处理领域中的传统傅里叶变换是一个研究最为成熟、应用最为广泛的数学工具。傅里叶变换

是一种线性算子, 若将其看作从时间轴逆时针旋转 $\pi/2$ 到频率轴, 则分数阶傅里叶变换算子就是可以旋转任意角度 $\alpha = p\pi/2$ 的算子, 并可得到信号新的表示。分数阶傅里叶变换的实质是以 chirp 基为正交基在频域内展开。分数阶傅里叶变换基本原理^[16-17]如下。

设信号函数 $f(t)$ 的分数阶傅里叶变换为 $F^p f(t)$, 分数阶 Fourier 变换的基本定义为

$$F^p f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} K_p(t, u) f(u) du \quad (1)$$

其中: p 为阶数, 为任意实数; $K_p(t, u)$ 为变换核。

$$K_p(t, u) = \begin{cases} A_\alpha \exp[j\pi(u^2 \cot\alpha - 2ut \csc\alpha + t^2 \cot\alpha)] & (\alpha \neq n\pi) \\ \delta(t - u) & (\alpha = n\pi) \\ \delta(t + u) & (\alpha = (2n + 1)\pi) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $A_\alpha = \frac{\exp[-j\pi \operatorname{sgn}(\sin\alpha)/4 + j\alpha/2]}{|\sin\alpha|^{1/2}}$ 为整数; u 为分数域坐标。

实际上, 任意 p 阶次的分数阶傅里叶变换可认为是将函数 $f(u)$ 所在 (t, ω) 平面旋转角度 $\alpha = p\pi/2$ 后映射到 (u, v) 平面的表达^[18], 如图 1 所示。由分数阶傅里叶变换的时频坐标旋转理论可知, 信号的分数阶傅里叶变换与分析非平稳信号的 Wigner 分布都是对信号在时频平面内做出变换, 都是对信号作时频分析, 信号分数阶傅里叶变换的模平方是信号在该方向的 Wigner 变换。

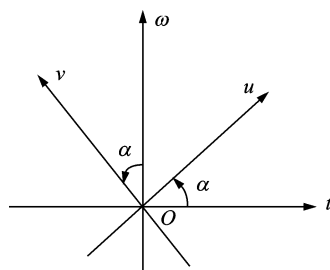


图 1 (t, ω) 时频平面和 (v, u) 分数域

Fig. 1 (t, ω) time frequency plane and (v, u) fractional Fourier domain

当分数阶次 $p=1$ 时, 有 $\alpha=\pi/2$, $A_\alpha=1$, 这些定义式就是普通的傅里叶变换。传统的傅里叶变换将函数 $f(u)$ 旋转 $\pi/2$, 由 t 轴变到了 ω 轴的表达形式; 当分数阶次 $p=0$ 时, $F^p f(t) = f(t)$; 当分数阶次 $p = \pm 2$ 时, $F^p f(t) = f(-t)$ 。

可以看出, 分数阶傅里叶变换是将信号在一组正交的线性调频信号上展开, 线性调频信号的某一阶次分数阶傅里叶变换将是一个 δ 函数, 因此在该

阶次的分数阶傅里叶变换域中线性调频信号具有很好的能量聚焦特性。如果能找到合适的分数阶次 p , 通过在该分数阶域的滤波, 可很好提取和分离线性调频信号。转子起停车信号正可以被看作是多个典型线性调频信号的组合, 因此将分数阶傅里叶变换应用于转子起停车信号无疑是可行的。

1.1.2 主分量分析原理

主分量分析又称为“主成分分析”或者“主元分析”, 它是常用的一种特征提取方法。主分量分析通过寻找一组正交坐标系来高效地表示数据, 解决了研究指标过多(这些指标间往往有一定的相关性)导致计算速度降低的问题。主分量分析的基本原理^[19]如下。

对于满足零均值条件的 M 个 N 维特征向量 $\{x_k \in \mathbf{R}^N (k=1, 2, \dots, M), \sum_{k=1}^M x_k = 0\}$, 构建其对应的协方差矩阵 C 为

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k x_k^T \quad (3)$$

协方差矩阵 C 的特征值及特征向量表示为

$$Cv = \lambda v \quad (4)$$

其中: λ 为特征值; v 为其对应的特征向量。

对应于特征向量 v 的特征值 λ 的大小表示随机变量(样本)沿方向 v 变化的大小, 可以得到 C 的 N 个特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, N)$ 及其对应的特征向量 v_i 。通过选取累计贡献率满足一定条件的前 q 个最大特征值可以得到对应的特征向量, 而这些特征向量表示变量变化最大的 q 个正交方向, 同时这些方向包含了最多的有用信息。

1.2 基于 FRFT 的故障诊断原理

在转子故障特征提取时, 主要关心转频及其转频倍数的分量振动情况, 而不需要关注到具体是哪个频率出现故障。结合转子故障机理, 稳态下绝大多数故障都能够以转频及转频倍数在频域上显示出来。例如: 转子不平衡频谱以一倍频振动为主; 不对中频谱中二倍频和四倍频振动比较大; 转子裂纹情况下通常二倍频较大等。利用分数阶傅里叶变换对线性调频信号的处理能力, 在起停车过程中可以同样提取到与转频相关的各倍频分量, 以此来识别故障。

考虑到全息谱分析方法能够将两个方向振动信号进行信息融合, 将借此来全面体现故障特征。而主分量分析可以根据选定的转子振动状态特征数据集将隐藏在海量振动数据背后的最为关键的特征成分分离提取出来, 因此将采用主分量分析达到故障

特征模式分类的效果。在此基础上, 笔者提出一种分数阶傅里叶变换的故障诊断原理来对起停车过程进行状态评估, 评估过程如图 2 所示。

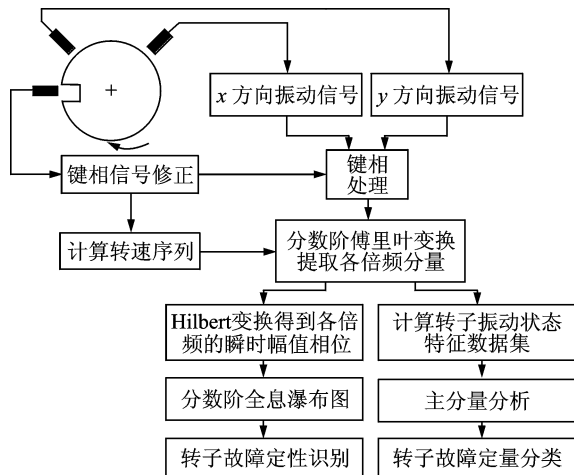


图 2 基于 FRFT 故障诊断原理的起停车状态评估过程
Fig. 2 Flow of rotor startup estimation based on FRFT

2 基于分数阶全息原理的转子起停车故障特征提取

由于转子的故障特征频率主要表现在转频、倍频和分倍频, 所以对起停车过程振动信号来讲, 提取出相应的倍频分量也必然能够表现出故障特征。因此, 如何互不干扰地独立提取出各倍频分量并得到其振动的幅值相位信息, 是分数阶全息原理的起停车故障特征提取的重要部分之一。基于分数阶全息原理的转子起停车分析过程故障特征提取流程图如图 3 所示。

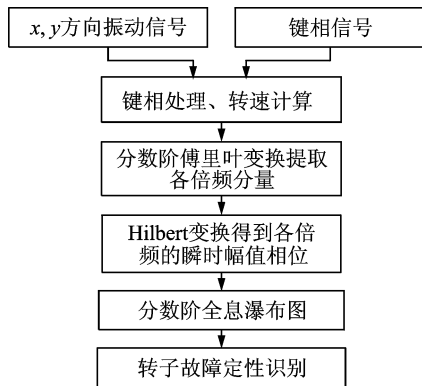


图 3 转子起停车故障特征提取流程
Fig. 3 Flow of fault feature extraction for startup rotor

文献[20]研究了不平衡、不对中、碰摩以及裂纹四种常见故障的特征提取及定性识别问题。此外, 鉴于通常大型机组都用滑动轴承来支承转子系统, 油膜轴承的油膜涡动和油膜振荡也是常见故障之

一。油膜涡动是指转子既按照本身轴线旋转,轴心又按照轴承中心线旋转的工况。油膜振荡是指转子转速达到某一特定值后,转子由于涡动转速和第一临界转速重合导致强烈的系统共振现象。由于轴承工作的复杂性,其发生油膜涡动和油膜振荡的概率较大,且一旦发生这类故障,会造成威力巨大的破坏,因此对转子油膜涡动及油膜振荡故障做出及时准确的判别诊断是一个不容忽视的问题。笔者将通过实验模拟油膜涡动和油膜振荡故障,实现对该故障特征的提取及定性识别。

由转子动力学及故障机理分析可以得到转子油膜涡动及油膜振荡的以下特点:涡动频率约保持半频涡动关系,因此会出现较为明显的0.5倍频分量,且在达到第一临界转速时,0.5倍频分量由于产生油膜振荡的原因会突然增加到接近或超过一倍频分量。其他倍频的变化规律并没有明确的特征表现,这是因为油膜涡动及油膜振荡的规律十分复杂^[21],含有大量的非线性成分,出现油膜涡动及油膜振荡的情况是多种多样且不具普遍性的。

通过 Bently 转子实验台模拟转子油膜涡动及油膜振荡故障时,用带有涡动故障的油膜轴承代替原实验台尾端的滚动轴承座,注入合适的润滑油液,以此来模拟转子的油膜涡动及油膜振荡故障。进行起车并采集振动和键相信号,分数阶全息瀑布图如图4所示。

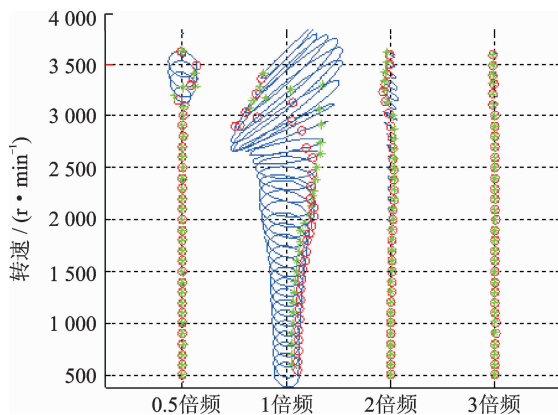


图4 油膜涡动及油膜振荡转子分数阶全息瀑布图

Fig. 4 The Fractional holo-waterfall diagram for oil whirl

从图4可以看出,在低转速下只产生了油膜涡动现象,这时1倍频分量仍然是主要振动分量,这主要是由于油膜涡动时转子轴线会和轴承中心线有一定的偏离,进而表现为不平衡分量的存在,因此其主要表现就不平衡中1倍频分量为主要成分的特征相接近。当到达临界转速时,0.5倍频分量突然急剧增大到接近1倍频分量,这和前文分析的由于产

生油膜振荡的原因0.5倍频分量会突然增加是吻合的。在经过临界转速后,1倍频分量没有立即减小,而是保持在原来临界线的振动大小不变。

结合图4对起车过程油膜涡动及油膜振荡故障特征总结如下:a. 0.5倍频分量在临界出突然增大至接近1倍频分量;b. 2和3倍频分量存在但较小;c. 1倍频与不平衡相近,在低速时振动较大。

3 基于时域特征的转子起停车故障特征分类技术

针对转子起停车信号,分数阶全息诊断原理可以利用关于频率变化规律的先验知识,准确地提取各倍频分量,进一步由分数阶全息瀑布图可以进行合理准确的转子起停车故障特征提取。然而,从分数阶全息原理得到的各倍频幅值频率特征,只能用于定性地观察转子的运行状态,缺乏模式分类。因此通过使用分数阶傅里叶变换提取各倍频分量之后,构建振动状态特征数据集,通过主分量分析来进行降维处理,最终实现转子振动状态定量分类。

由于主分量分析适用于线性平稳数据,而通过分数阶傅里叶变换对转子起停车信号中各倍频分量的准确分离提取,构造合适的振动状态特征数据集可以使FRFT与PCA结合,从而其线性分析的优点可以被用于转子的特征分类。基于分数阶主分量原理的转子特征分类流程图如图5所示。

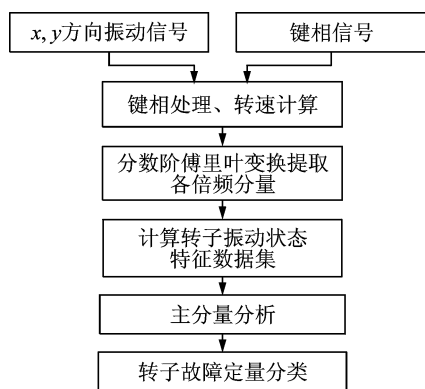


图5 分数阶主分量原理的转子特征分类流程图

Fig. 5 Flow of feature classification based on Fractional PCA method

在稳态工况下,为实现特征分类和模式识别,常采用时域特征参数作为特征分类指标,这是由于这些特征参数计算简便,物理意义明确,对于故障机理一致但故障程度不同的状况,可以用来描述一个微小的转速区间内的不同程度之间的线性差异。上述

时域统计特征量包括平均值、均方根值、方差、标准差、根振幅、平均幅度、均方根振幅、峰值、峰峰值、波形指标、峰值指标、脉冲指标、利润指标、偏度和峰度。以转子不平衡故障为例,模拟转子在起停车过程中正常、轻度失衡、中度失衡以及严重失衡四种状态,每种状态采集 10 组样本数据,建立如表 1 和表 2 所示的统计特征量数据表。

表 1 四类状态起停车 1 倍频 x 方向时域统计特征量

Tab.1 Feature in time-domain of $1 \times$ component of x signal for four different status

故障状态	截断范围	时域统计特征量		
		平均值	均方根值	峰度
正常	1~500	-0.586 0	36.273 6	1.485 1
	501~1 000	0.282 5	34.474 3	1.526 9

轻度失衡	20 001~20 500	-0.040 9	15.880 0	1.507 1
	1~500	-0.687 3	38.217 0	1.495 8
	501~1 000	0.124 9	38.988 4	1.507 9
中度失衡
	20 001~20 500	0.016 8	60.748 2	1.496 3
	1~500	-0.624 9	40.498 3	1.492 0
严重失衡	501~1 000	0.300 5	40.902 5	1.528 3

	20 001~20 500	0.122 9	223.902 6	1.502 3
正常	1~500	-0.814 6	43.092 0	1.519 7
	501~1 000	0.319 9	44.082 3	1.536 3

严重失衡	20 001~20 500	-0.212 6	512.547 1	1.504 9

表 2 基于时域统计特征量的状态特征表达矩阵

Tab.2 Dataset based on feature in time-domain

截断范围	振动状态样本集		
	正常 1	正常 2	严重失衡 10
1~500	65.551 2	65.512 6	64.881 0
501~1 000	66.726 3	65.845 8	66.814 1
...
20 001~20 500	9.345 4	9.283 6	11.530 0

表 1 是利用分数阶傅里叶变换提取转子起停车过程各倍频分量,并将其表达成分数阶域中的调幅信号分量。在此基础上采用合适的截断次数截断信号分量,得到若干个较短信号分量,再计算每个截断序列的时域统计特征量而得到的反映出整个起停车过程变化情况的统计特征量。然而这个数据集维度过大,难以与其他振动状态的数据集结合比较。因此,利用主分量分析降低数据集的维数,结合线性关系得到表示这些复杂特征的最小特征量,这些最小特征量就构成了一个起停车信号的表达矩阵,如表 2 中的第 1 列所示。其他振动状态的故障特征数据

集也可以利用上述方法得到并进行主分量降维,最终可以得到若干个样本的状态特征表达矩阵,如表 2 所示。表 2 中的振动状态样本集表达的是不同速度时数据之间的线性关系,因此可以由一次主分量分析降维,最终融合成 p 个主要的表达不同状态的分量,通常可以选择前 3 个最能表达不同故障状态的分量用于可视化故障分类,得到不同状态的可视化分类图,如图 6 所示。图中的一个数据点代表一个样本,即对应一次起停车过程;不同种类的数据点代表了不同的故障状态。

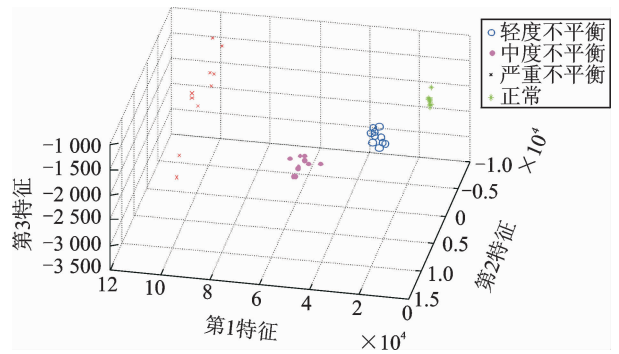


图 6 不同故障程度的主分量可视化分类示意图

Fig.6 Visualization of same fault at different degrees

4 基于全息参数的转子起停车故障特征分类技术

通过建立时域统计特征指标数据集实现了同种故障不同故障程度下的定量识别。在对于不同种类故障进行模式分类时,由于不同故障模式的故障机理各不相同,各倍频变化也存在较大差异,使用基于时域统计特征量的主分量分类方法来分类是不合适的。全息谱分析方法能全面反映机组转子径向振动信息,充分应用以往被忽视的相位信息,全面评估机组的运行状态,能够为机组的维护管理和大修提供正确依据。此外,全息谱分析具有对机组隐含故障敏感的特征,能提前发现机组所隐含的故障。因此,可以考虑在构建转子振动状态特征数据集时寻求能反映二维全息谱图全部信息的全息参数作为转子特征分类方法的基础。

全息谱的函数表达在通过三角函数的和差化积变换后为

$$\begin{cases} x_i = sx_i \cdot \sin(\omega t) + cx_i \cdot \cos(\omega t) \\ y_i = sy_i \cdot \sin(\omega t) + cy_i \cdot \cos(\omega t) \end{cases} \quad (5)$$

其中: i 为谐波分量的阶次; x_i, y_i 为第 i 个倍频分量的时域波形; sx_i 和 cx_i 为信号 x_i 的正弦项和余弦项系数; sy_i 和 cy_i 分别代表信号 y_i 的正弦项和余弦项系数。

图7为一个实际振动信号的二维全息谱图。图中的 $-1\times, -2\times, +3\times, -4\times$ 代表1倍频~4倍频4个倍频分量,“+”代表正进动,“-”代表反进动,而图示全息椭圆的大小及形状实际上可以由表3所确定。

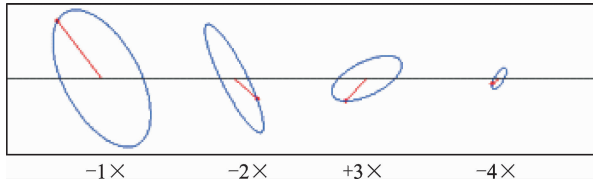


图7 实际振动信号的二维全息谱

Fig. 7 Hologpectrum of practical signal

表3 实际振动信号的全息参数

Tab. 3 Holographic parameters of the signal

倍频	全息参数			
	sx_i	cx_i	sy_i	cy_i
1×	6.173 2	-13.446 5	11.247 3	17.816 9
2×	5.567 4	6.881 2	-14.885 9	-6.145 0
3×	8.480 6	-6.280 5	-0.154 6	-6.693 7
4×	0.627 4	-2.172 6	2.738 1	-1.642 8

由此可见,每个倍频的二维全息谱完全可由各自对应的以上4个参数构造,因此将这4个系数作为转子振动状态特征数据集可以全面地表达转子的振动状态。要得到转子振动状态的全息参数,首先需要利用分数阶傅里叶变换提取转子起停车过程各倍频分量,并通过 Hilbert 变换得到整个起停车过程中各倍频的幅值相位序列,最后求得各个全息参数。参考时域统计特征量分类时截断信号分量的方法,在此按照间隔转速提取各个转速时刻的全息参数。这样操作依据是因为各倍频的频率是以一个恒定的升速比变化,是一个线性变化的过程。因此等间隔转速提取全息参数不仅可以大大降低数据量,也是符合实际转子起停车信号变化特点的。

通过转子实验台模拟不平衡(轻度、中度及重度)、裂纹(轻度和重度)、不对中(轻度和中度)、碰摩、油膜涡动及振荡在内的5种典型转子故障以及正常运行状态,在每种状态下收集10组故障及正常样本数据。将首先分析6种不同状态达到特征分类效果,利用分数阶傅里叶变换提取转子起停车过程各倍频分量,并通过 Hilbert 变换得到整个起停车过程中各倍频的幅值相位序列,并按100 r/min的间隔转速提取各个转速时刻的全息参数,如表4所示。

表4 不同种类故障起停车1倍频全息参数

Tab. 4 Holographic parameters of the 1× under different fault status

故障种类	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	1倍频全息系数			
		x方向		y方向	
		正弦系数	余弦系数	正弦系数	余弦系数
正常	500	0.193 4	0.117 4	0.111 3	-0.174 3
	600	-0.114 8	-0.080 0	-0.082 6	0.101 6

不平衡	4 000	-1.805 7	-1.556 5	1.124 9	-1.820 9
	500	0.205 8	-0.085 7	-0.104 6	-0.126 8
	600	0.122 4	-0.138 8	-0.108 8	-0.065 6
不对中
	4 000	-1.668 5	1.634 8	-1.687 5	-1.794 5
	500	-0.273 3	-0.024 2	-0.092 1	0.386 2
裂纹	600	-0.113 9	-0.134 5	-0.277 9	0.176 7

	4 000	2.450 5	0.210 8	0.235 0	2.575 4
碰摩	500	-1.325 3	-0.011 5	-0.113 3	0.994 6
	600	0.624 0	-0.375 4	-0.072 6	-0.509 9

油膜涡动及油膜振荡	4 000	-10.760 5	5.046 2	16.272 1	3.500 5
	500	0.160 7	0.317 9	-0.032 3	-0.100 7
	600	-0.031 2	-0.048 2	0.016 4	0.031 0
碰摩
	4 000	1.4591	1.417 8	-0.554 1	0.810 2
	500	1.025 2	-0.241 4	-0.577 1	-0.810 6
油膜涡动及油膜振荡	600	0.842 0	0.023 6	-0.275 4	-0.760 7

	4 000	-4.341 6	-7.041 3	7.844 1	-3.055 5

对表4中矩阵采用主分量降维,去除特征之间的相关性得到一个主要特征值对应的投影方向,将一种状态按该投影方向投影得到代表样本,60个样本状态对应各自的特征样本集,形成60种状态的总体矩阵如表5所示。对于表5中的振动状态样本集再经由一次主分量分析降维,最终融合成 p 个主要的表达不同状态的分量,最后通常可以选择了前3个最能表达不同故障状态的分量用于可视化故障分类,得到不同状态的可视化分类图,如图8所示。从图8可以看出,不同种类数据点的分布明显呈现出区域状分布,且除了油膜涡动的数据点之外,其他不

表5 基于全息参数的状态特征表达矩阵

Tab. 5 Dataset based on holographic parameters

转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	振动状态样本集		
	正常1	正常2	油膜涡动振荡10
500	-8.174 3	-8.913 7	13.357 1
600	-8.267 1	-9.256 1	14.130 8
...
4 000	-2.168 1	0.071 6	-260.294 9

同故障聚集性都较好。这说明不同种类故障所处的特征区域有着明显的划分,即不同种类故障的状态从数值上已经得到了有效的识别和分离。其中,油膜涡动及振荡数据点的分布呈两块区域,且都分别集中分布。这主要是由于实际油膜涡动及振荡的起停车过程中带有自身多样性的原因,不同于其他几种故障有着确定的随转速变化的振动变化规律;有时不发生油膜涡动直接出现油膜振荡;有时先出现油膜现涡动再发生油膜振荡。尽管如此,油膜涡动及振荡和其他故障从第 2 特征上还是可以明显地区分的。因此,本方法基本实现了这 6 类典型故障特征分类。

在此基础上,结合不同程度故障的分类方法,增加不同程度的故障样本,最终以不平衡(轻度、中度、严重)、裂纹(轻度、严重)、不对中(轻度、严重)、碰摩(轻度、严重)、油膜涡动及震荡和正常运行状态来尝试不同种类故障及不同故障程度的定量分类。最终得到如图 9 所示的不同种类及程度故障的分数阶主分量分类效果图。可以看到,各类故障的分布区域有着明显的划分,每种程度故障都和其他不同故障

状态有清晰地划分界限,各故障状态之间没有相互重叠的现象。各类故障分布的聚集性较强,其中以不同程度的动平衡故障尤为明显。图中轻度及严重不对中的分布区域较为接近,但还是有着清晰地划分,这是由于实际模拟不对中故障时,实际不对中量不能设置得过大,加上采用的是弹性联轴器在一定程度上减轻了不对中的影响。

从以上分析得出,分数阶主分量原理的转子故障分类方法对转子起停车故障状态的分类效果较好,总体上基本实现了故障程度的定量分类。

5 结束语

近年来,多分量线性调频信号的 FRFT 分析受到了广泛关注,在滤波、通信技术和雷达声纳探测等领域受到了一系列的工程应用。在此基础上,首次将 FRFT 应用于转子起停车状态评估和故障诊断领域中,提出分数阶傅里叶变换的故障诊断方法,实现转子起停车故障特征的提取,并针对不同故障及同种故障不同程度的故障状态采用分数阶全息原理达到了定量识别分类的效果。另外,笔者认为 FRFT 在转子起停车动平衡领域、齿轮箱起停车监测领域也有一定的应用前景。总之,基于 FRFT 的分析方法为机械状态评估提供了新的可能。

参 考 文 献

- [1] Bently D E, Hatch C T. 旋转机械诊断技术[M]. 姚红良,译. 北京:机械工业出版社,2014:5-22.
- [2] 屈梁生,张西宁,沈玉娣. 机械故障诊断理论与方法[M]. 西安:西安交通大学出版社,2009:15-17.
- [3] 陈长征,胡立新. 设备振动分析与故障诊断技术[M]. 北京:科学出版社,2007:23-25.
- [4] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2000:31-47.
- [5] Lei Yaguo, Zuo Mingjian. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm[J]. Mechanical System Signal Process, 2009,23(5): 1535-1547.
- [6] 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[J]. 西安交通大学学报, 2009,43(9): 37-41.
Zhang Zhou suo, Yan Xiaoxu, Cheng Wei. Granular computing with application to fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(9): 37-41. (in Chinese)
- [7] Barszcz T, Randall R B. Application of spectral kurto-

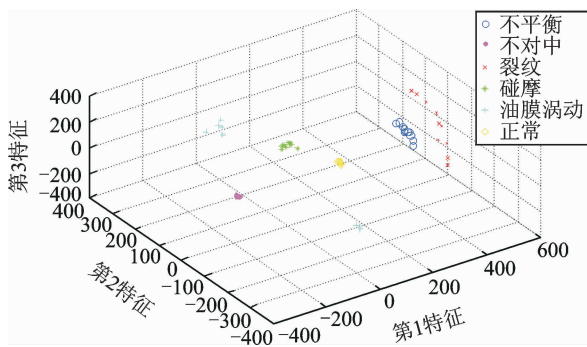


图 8 不同种类故障的分数阶主分量分类效果
Fig. 8 Visualization of different fault status

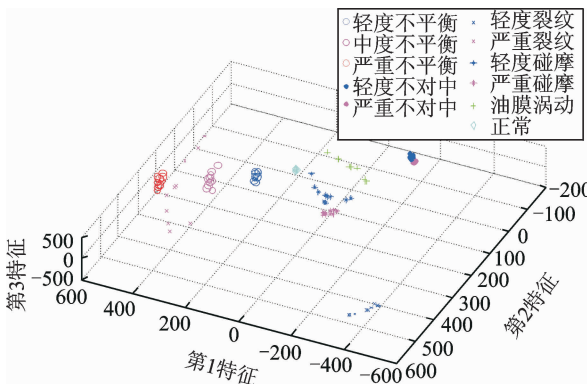


图 9 不同种类及程度故障的分数阶主分量分类效果
Fig. 9 Visualization of different fault status and same fault at different degrees

- sis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine [J]. *Mechanical System Signal Process*, 2009, 23(4): 1352-1365.
- [8] 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[J]. *中国科学: 技术科学*, 2015, 45(7): 669-686.
- Lin Jing, Zhao Ming. Dynamic signal analysis for speed-varying machinery: a review[J]. *Scientia Sinica Technologica*, 2015, 45(7): 669-686. (in Chinese)
- [9] 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]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, 12(187-188): 30-36.
- [10] 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]. *Journal of Vibration and Control*, 2011, 17(9): 1299-1309.
- [11] 李扬. 基于 Vold-Kalman 阶比全息的转子起停车故障特征提取和动平衡方法研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2014.
- [12] Ashok Narayanan V, Prabhu K M M. The fractional Fourier transform: theory, implementation and error analysis[J]. *Microprocessors & Microsystems*, 2003, 27(3): 511-521.
- [13] 杨小明, 陶然. 基于分数阶傅里叶变换的线性调频信号二维波达方向估计[J]. *电子学报*, 2008, 36(9): 1737-1740.
- Yang Xiaoming, Tao Ran. 2-D DOA estimation of LFM signals based on fractional Fourier transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(9): 1737-1740. (in Chinese)
- [14] 董永强, 陶然, 周思永, 等. 基于分数阶傅里叶变换的 SAR 运动目标检测与成像[J]. *兵工学报*, 1999, 20(2): 132-136.
- Dong Yongqiang, Tao Ran, Zhou Siyong, et al. SAR moving target detection and imaging based on fractional Fourier transform[J]. *Acta Armamentarii*, 1999, 20(2): 132-136. (in Chinese)
- [15] 邓兵, 陶然, 齐林, 等. 基于分数阶傅里叶变换的混响抑制方法研究[J]. *兵工学报*, 2005, 26(6): 761-765.
- Deng Bing, Tao Ran, Qi Lin, et al. A study on anti-reverberation method based on fractional Fourier transform[J]. *Acta Armamentarii*, 2005, 26(6): 761-765. (in Chinese)
- [16] Namias V. The fractional order fourier transform and its application to quantum mechanics [J]. *Journal of the Institute of Mathematics and its Applications*, 1980, 25(3): 241-265.
- [17] 陶然, 邓兵, 王越. 分数阶 Fourier 变换在信号处理领域的研究进展[J]. *中国科学 E 辑: 信息科学*, 2006, 36(2): 113-136.
- Tao Ran, Deng Bin, Wang Yue. The progress of the fractional Fourier transform in signal processing [J]. *Science in China Ser. E: Information Sciences*, 2006, 36(2): 113-136. (in Chinese)
- [18] Almeida L B. The fractional Fourier transform and time-frequency representations [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1994, 42(11): 3084-3091.
- [19] Tipping M E, Bishop C M. Probabilistic principal component analysis [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1999, 61(3): 611-622.
- [20] 杜小伟, 温广瑞, 江铖, 等. 分数阶全息的转子起停车故障特征提取方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(4): 729-733.
- Du Xiaowei, Wen Guangrui, Jiang Cheng, et al. A fault feature extraction method for rotor start-up or slowdown process based on fractional fourier transform and holospectrum [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(4): 729-733. (in Chinese)
- [21] 朱瑜, 张朋波, 王雪. 转子系统油膜涡动及油膜振荡故障特征分析[J]. *汽轮机技术*, 2012, 54(4): 306-308.
- Zhu Yu, Zhang Pengbo, Wang Xue. Fault feature analysis of oil whirl and oil whip for rotor system [J]. *Turbine Technology*, 2012, 54(4): 306-308. (in Chinese)



第一作者简介: 温广瑞, 男, 1976年7月生, 博士后、教授。主要研究方向为机械运行状态故障诊断及性能维护, 现场动平衡理论及方法, 远程及现场监测与系统开发。发表论文70余篇 (SCI/EI 收录30篇), 申请国家发明专利17项, 获得国家软件著作权13项。2015年获得陕西省青年科技奖, 2014年获得中国振动工程学会青年科技奖, 2013年入选教育部“新世纪优秀人才支持计划”, 同年获得中国机械工程学会青年科技成就奖, 2011年获得西安交通大学优秀博士后称号, 2010年被聘为西安陕鼓动力股份有限公司“旋转机械远程在线监测及故障诊断中心”技术专家。

E-mail: grwen@mail.xjtu.edu.cn