

引用格式:贾晋军,黄玉婧,张涛,等. 基于FrFT滤波和LMS降噪的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2021, 48(2): 84–91.

JIA JinJun, HUANG YuJing, ZHANG Tao, et al. Bearing fault diagnosis under varying speed conditions based on fractional Fourier transform (FrFT) filtering and least mean squares (LMS) noise reduction[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2021, 48(2): 84–91.

基于FrFT滤波和LMS降噪的变转速滚动轴承故障诊断

贾晋军¹ 黄玉婧² 张涛³ 唐刚^{2*}

(1. 神华铁路装备有限责任公司, 沧州 061113; 2. 北京化工大学 机电工程学院, 北京 100029;

3. 中国航发湖南动力机械研究所 中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室, 株洲 412002)

摘要: 变速工况下的机械故障诊断逐渐成为旋转机械监控领域的一个热门课题, 在变转速下故障更容易发生且伴随更大的噪声, 而相应的降噪问题目前却没有可靠的解决方法。因此提出一种基于分数阶傅里叶变换(FrFT)滤波和最小均方算法(LMS)降噪的故障诊断方法, 对变转速工况下轴承振动信号进行降噪, 进而提取非平稳故障特征。首先, 同时获得滚动轴承振动加速度信号和转速信号; 然后对Hilbert解调后的振动信号进行峰值搜索FrFT, 按照搜索得到的最佳阶次和分数阶域聚集位置进行FrFT滤波; 再将FrFT滤波得到的信号作为参考信号, 原包络信号作为输入信号, 进行LMS自适应降噪; 最后对降噪后的信号按照转速重采样进行阶次分析, 将包络阶次谱中的突出特征与故障特征阶次对比, 判断故障。该方法可成功应用于变转速工况下滚动轴承的试验数据处理, 证明了方法的有效性。

关键词: 滚动轴承; 变转速; 降噪; 故障诊断; 分数阶傅里叶变换; 最小均方算法

中图分类号: TP206.3 **DOI:** 10.13543/j.bhxbzr.2021.02.011

引言

滚动轴承是机械设备中最常用, 同时也是最易损坏的重要零部件之一, 因其工作环境相对复杂, 内圈、外圈、滚动体等任意一个部分发生损伤, 都将会给设备的正常运行埋下安全隐患^[1]。因此, 滚动轴承的状态监测和故障诊断受到了广泛的关注。轴承发生故障冲击时, 故障信号大多数表现为非平稳的脉冲信号, 宽度较窄。随着设备复杂性的提高, 在利用振动传感器采集振动信号时, 常常会包含轴承之外的其他振源信号, 在实际测量中, 设备的工频以及其他振源信号往往会淹没故障冲击信号, 对滚动轴承的故障诊断造成阻碍。因此, 有必要在后续轴承故障诊断之前进行信号降噪^[2]。

针对上述问题, 已有许多学者作出了探索。Ha

等^[3]提出了一种基于自相关的时间同步平均方法, 可作为行星齿轮箱故障诊断的一种改进的预处理技术。张丹等^[4]将经验模态分解(EMD)和线性预测滤波相结合, 结果表明该方法能准确地检测滚动轴承故障。张盈盈等^[5]采用自适应噪声消除(ANC)技术作为信号预处理的工具, 去掉轴承振动信号中的工频及谐波。张西宁等^[6]提出一种局部倒频谱方法, 可以成功提取复杂振动信号中的干扰成分, 抑制其对微弱故障诊断的干扰。朱敏等^[7]结合完整集成经验模态分解(CEEMDAN)与自适应滤波中的最小均方算法(LMS)有效实现了轴承信号的降噪。杨晓雨等^[8]提出一种LMS算法降噪、Fast-Kurtogram选频和共振解调技术相结合的滚动轴承故障诊断方法, 并验证了该方法在滚动轴承早期故障诊断中的适用性。

除了以LMS为代表的ANC算法, 其余各算法均是利用噪声信号的周期性对其进行去除。在工程实际中, 由于载荷波动、机械启动停止等因素影响, 轴承的运行往往处于变转速状态^[9], 导致上述利用周期性进行去噪的算法失效, 而且变转速工况复杂,

收稿日期: 2020-07-28

基金项目: 中央引导地方科技发展资金项目(206Z5001G)

第一作者: 男, 1969年生, 高级工程师

* 通信联系人

E-mail: tanggang@mail.buct.edu.cn

比匀转速工况更容易引发故障。虽然变转速过程更能凸显故障特征,但其干扰和背景噪声更强,微弱故障特征更难提取。针对变转速下的降噪问题, Borghesani 等^[10]将循环平稳分析方法与阶次跟踪技术相结合以弥补变转速运行模式带来的干扰。而在角域中去除噪声及多次重采样、逆采样也必将影响混合信号中的轴承故障成分。然而阶次跟踪在重采样时间计算和重采样幅度估计上均存在误差,包络信号的变形会引起脉冲峰值的角度间隔发生变化,从而直接影响包络分析结果的准确性^[11]。而对于 ANC 算法,虽然不受周期性限制,但其必须依靠在特定位置加装的振动传感器才能获取理想的参考信号。附加传感器位置将决定整个算法的效果,理论上要求传感器拾取得到的参考信号只与噪声或故障源相关,而实际上满足这一要求的附加传感器位置并不是在每个设备上都存在。因此,如何在变转速的工作模式下,不依赖辅助设备且尽量不影响目标轴承信号来进行去噪是当前研究面临的主要问题。

通过分数阶傅里叶变换 (FrFT), 信号在适当的分数阶傅里叶域内可产生最佳能量聚集性, 基于此, 本文提出了一种基于 FrFT 滤波和 LMS 的故障诊断方法。由于故障一倍频能量往往最高, 通过峰值搜索 FrFT 找出故障一倍频对应的最佳阶次和分数阶域聚集位置, 据此进行 FrFT 滤波, 得到的滤波信号作为 LMS 算法中仅与故障源相关的参考信号再进行自适应滤波。该方法不需要额外添设参考传感器, 且降噪过程不影响目标轴承信号, 成功实现了在强噪声背景下变转速轴承的微弱故障诊断。

1 LMS 和 FrFT 基础理论

1.1 最小均方算法

LMS 是一种自适应滤波算法, 即当输入信号的统计特性未知或随时间变化时, 可通过自适应算法改变滤波器的权值向量, 以达到最佳滤波效果。LMS 可以描述成一个由滤波环节和自适应环节组成的反馈环, 并以均方差最小为滤波准则。其中, 滤波环节通过构造横向滤波器计算输入信号的响应并得到相应的估计误差, 而自适应环节则以估计误差为基础, 利用算法对横向滤波器的权值向量进行自适应调节以实现自适应滤波。LMS 算法性能稳定, 结构简单且易于实现, 因而应用广泛, 其基本原理是将被噪声污染的信号与参考信号进行抵消运算, 从而

消除信号中的噪声^[12], 滤波效果重点在于参数信号仅需要与噪声信号或轴承故障信号相关。

LMS 结构分为横向滤波器、比较器和自适应权值控制算法, 其算法框图如图 1 所示。其中, $x(n)$ 为输入信号, $d(n)$ 为期望响应, $w(n)$ 为横向滤波器权值向量, $y(n)$ 为横向滤波器的输出信号, 是对目标信号的估计值, 可由输入信号向量与相应的权值矩阵乘积得到, $e(n)$ 为期望响应 $d(n)$ 与滤波器输出之间的估计误差。LMS 对应的算法如下。

$$y(n) = w^T(n)x(n) \quad (1)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2)$$

$$w(n+1) = w(n) + \mu x(n)e(n) \quad (3)$$

式中 μ 为步长因子, 用于控制滤波器的收敛速度和稳定性。为了使系统稳定, 步长因子的范围为 $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$, λ_{\max} 为输入信号自相关矩阵的最大特征值。

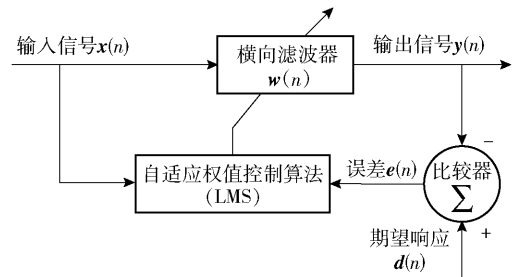


图 1 LMS 算法框图

Fig. 1 Schematic illustration of the LMS algorithm

一般地, 自适应滤波算法会通过不断地调节权值向量以逼近维纳滤波最优解, 而基于 LMS 的自适应滤波算法则是使滤波器输出信号与期望输出信号之间的估计误差的均方值最小, 以达到对有用信号的最佳估计, 其中估计误差的均方值如式 (4) 所示。

$$E[e^2(n)] = E[(d(n) - w^T(n)x(n))^2] \quad (4)$$

1.2 分数阶傅里叶变换

函数 $x(n)$ 的 p 阶分数阶傅里叶变换可表示为 $X_p(u)$ 或 $F^p[x(t)](u)$, 其中 F^p 表示作用在 $x(n)$ 上的算子^[13-14], 其基本定义为

$$X_p(u) = F^p[x(t)](u) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) K_p(u, t) dt \quad (5)$$

式中, FrFT 的核函数 $K_p(u, t)$ 计算如下。

$$K_p(u, t) = \begin{cases} A_\alpha e^{j\pi(t^2 \cot \alpha + u^2 \cot \alpha - 2t u \csc \alpha)}, & \alpha \neq n\pi \\ \delta(u - t), & \alpha = 2n\pi \\ \delta(u + t), & \alpha = (2n \pm 1)\pi \end{cases} \quad (6)$$

其中, p 是 FrFT 的阶数, $\alpha = p\pi/2$ 是 FrFT 的旋转角度, $A_\alpha = \sqrt{1 - j\cot\alpha}$, n 为任意整数。 $X_p(u)$ 的逆变换为

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X_p(u) K_{-p}(u, t) du \quad (7)$$

由式(6)可以看出 α 只出现在三角函数中, 因此, 只需考虑 $p \in (-2, 2]$ 或 $\alpha \in (-\pi, \pi]$ 即可。当 $p=0$ 时, $X_0(u) = x(t)$, 信号 $x(t)$ 的 0 阶分数阶傅里叶变换为其原始信号; 当 $p=1$ 时, $X_1(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j2\pi u t} x(t) dt$ 为 $x(t)$ 的傅里叶变换; 当 $p=-1$ 时, $X_{-1}(u)$ 为 $x(t)$ 的傅里叶逆变换。

FrFT 可以理解为 chirp 基分解, FrFT 核函数实际上是一组调频率为 $\cot\alpha$ ($\alpha = p\pi/2$) 的 chirp 信号, 分数阶傅里叶域由该组完备正交基所表征, 通过改变旋转角度 α 可以得到不同调频率的基。一旦所需要提取的线性调频 (LFM) 信号与某组基的调频率一致, 则该信号必然在该组基中的某个基上形成一个函数, 在别的基上则为 0。这说明 LFM 信号在该分数阶傅里叶变换域上具有很好的时频聚集性。由于解调后的轴承急变速过程中振动信号非常接近多分量 LFM 信号, 因此适合利用单阶 FrFT 滤波对其进行处理。

具有两个 LFM 分量的信号时频分布如图 2 所示。其中一个分量 (其斜率为 f_m , 纵轴上的截距为 f_0) 与时间轴之间的夹角为 β , 分数阶傅里叶变换可以解释为信号在时频平面内绕原点旋转任意角度后所构成的分数阶域上的表示, 即只要 FrFT 的旋转角度 α 与 β 正交, 该 LFM 信号在分数阶傅里叶域上的投影就集中在 u_0 一点。此时的 α 为 FrFT 变换最佳角度, $p_0 = 2\alpha/\pi$ 为最佳 FrFT 阶次。以 u_0 为中心再对其进行滤波, 经过 $-p_0$ 阶逆变换实现信号的提取, 这样在多分量的情况下将 LFM 信号实现了信号分离。

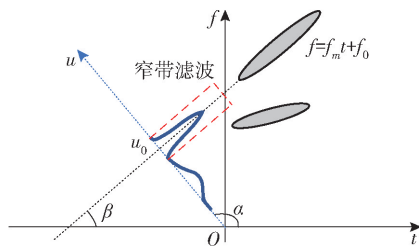


图2 双分量 LFM 信号单阶 FrFT 滤波

Fig. 2 Single-order FrFT filtering of an LFM signal with two components

采用单阶 FrFT 滤波提取 LFM 分量的关键在

于准确确定最佳阶次 p_0 和分数阶域聚集位置 u_0 两个参数。当前在轴承故障诊断领域, 确定 FrFT 滤波参数的常用方法是峰值搜索^[15]。峰值搜索的方法是按照一定步长 Δp 对信号连续进行 $p \in [0, 2]$ 的 FrFT, 如果信号具有 LFM 特性, 就会在分数阶域坐标 u 和分数阶次 p 构成的 (p, u) 平面内出现峰值, 在该平面内进行峰值二维搜索, 就能确定该 LFM 信号的 FrFT 最佳阶次 p_0 和相应分数阶域聚集位置 u_0 。

2 基于 FrFT 和 LMS 的故障诊断方法

LMS 自适应滤波的重点在于参考信号的选择, 参考信号只在与噪声或故障源相关时才可实现良好的滤波效果。在目前已有的方法中, 参考信号往往从噪声角度考虑, 通过在特定位置加装振动传感器, 收集噪声源信号或健康轴承振动信号作为参考信号进行自适应滤波。由于实际上满足这一要求的参考点并不是在每个机械设备上都存在, 因此本文提出一种基于 FrFT 滤波和 LMS 降噪的故障诊断方法。由于故障一倍频能量往往最高, 受干扰较小, 通过峰值搜索 FrFT 在 (p, u) 平面找出的峰值往往对应于故障一倍频的最佳阶次 p_0 和相应分数阶域聚集位置 u_0 , 因而据此进行 FrFT 滤波, 将得到的滤波信号作为 LMS 算法中仅与故障源相关的参考信号, 而不需要额外加装传感器采集参考信号。利用该方法的故障诊断流程如图 3 所示, 具体实现过程如下。

1) 同步采集故障轴承振动信号和转速信号。将原始含噪振动信号 Hilbert 解调后得到的包络信号用于后续分析; 对转速脉冲信号进行拟合得到同步转速表达式, 用于阶次分析。

2) 对包络振动信号进行峰值搜索 FrFT, 将在 (p, u) 平面搜索得到的峰值设为故障一倍频对应的最佳阶次 p_0 和相应分数阶域聚集位置 u_0 , 进行单阶 FrFT 滤波。

3) 将 FrFT 滤波得到的信号, 即故障一倍频, 作为 LMS 中的参考信号, 原始包络信号作为 LMS 中的输入信号, 进行 LMS 自适应滤波, 得到仅和故障相关的信号成分。

4) 依据步骤 1) 中由转速脉冲信号拟合得到的同步转速表达式, 对 LMS 滤波后的信号等角度重采样后进行阶次分析, 将包络阶次谱中的突出特征与已知轴承故障阶次对比, 诊断故障类型。

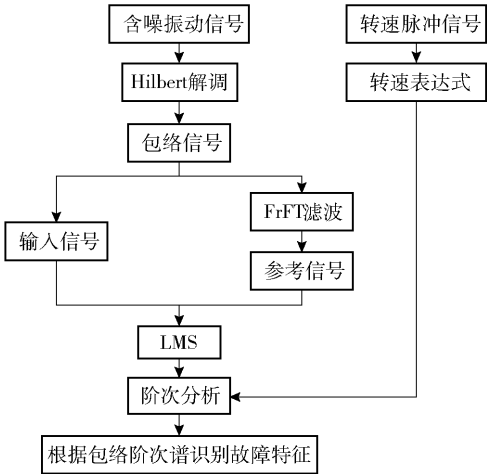


图 3 方法流程图

Fig.3 Flow chart of the proposed method

3 试验分析

3.1 试验设置

为了验证所提方法的有效性,设计试验对故障滚动轴承进行测试,滚动轴承由电机驱动,同步采集轴承在设定变转速条件下的转速脉冲信号和振动加速度信号。试验台如图 4 所示,加速度传感器安装在故障轴承轴承座上方,用于测量加速度信号;光电转速传感器安装在距附于轴上的反射片约 100 mm 处,用于测量转速脉冲信号。所用试验滚动轴承类型为 NU205EM,通过线切割技术将健康滚动轴承人为植入微弱局部损伤。故障轴承的详细参数如表 1 所示。

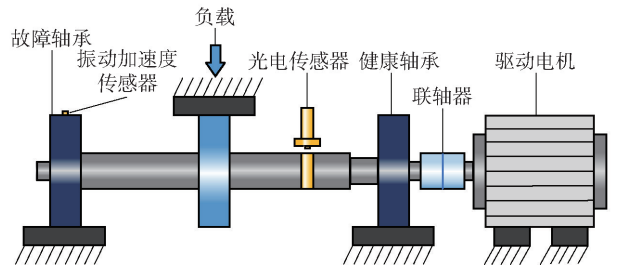


图 4 试验台

Fig.4 Test rig

为了采集变转速条件下故障轴承的振动信号和速度信号,通过变频器使驱动电机匀变速运转,采集得到轴承在匀变速工况下运行的信号。试验采样频率为 20 kHz。

3.2 内圈故障信号分析

通过线切割技术在健康滚动轴承内圈加工出深度 0.15 mm、宽度 0.2 mm 的切痕,对该内圈故障轴

表 1 故障轴承参数

Table 1 Parameters of the fault bearing

参数	数值
滚动体直径 d/mm	7.5
节圆直径 D/mm	39
滚动体数目 Z	12
接触角 $\alpha/(\text{^\circ})$	0
外圈故障特征阶次	4.85
内圈故障特征阶次	7.15
滚动体故障特征阶次	5

承在变转速工况下的转速和振动信号进行同步采样,采集到的转速脉冲信号如图 5(a) 所示。由转速脉冲信号进行转速曲线拟合,得到转速曲线和转速表达式。由于采集时间过长,以及信号采集过程中电机速度变化不完全稳定,选取速度变化相对稳定的时间范围内的信号进行分析。本文试验选择 3 ~ 4 s 时间段内的信号进行分析。图 5(b) 展示了采集到的 3 ~ 4 s 内的含噪振动加速度信号,通过同步脉冲信号拟合得到的转速表达式为 $f(t) = 5.016t - 5.105$ 。

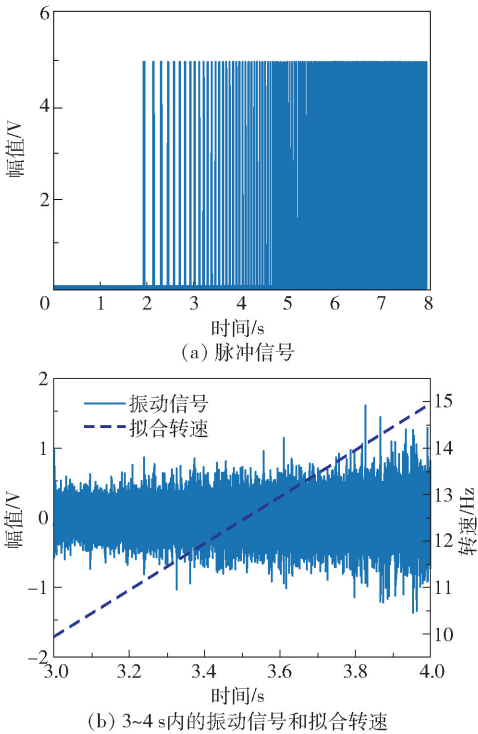


图 5 内圈故障轴承采集信号

Fig.5 Collected signals from the inner race fault bearing

将含噪振动加速度信号经 Hilbert 解调得到包络信号。按照固定步长 $\Delta p = 0.0001$ 对包络信号连

续进行 $p \in [0, 2]$ 的 FrFT, 在分数阶域坐标 u 和分数阶次 p 构成的 (p, u) 平面内进行峰值点的二维搜索, 得到峰值点对应的最佳阶次 p_0 和分数阶域聚集位置 u_0 分别为 $p_0 = 1.0011$ 和 $u_0 = 10\,088$ 。在 p_0 对应的分数阶域内以 u_0 为滤波中心进行窄带滤波, 再进行 $-p_0$ 阶的 FrFT 逆变换, 得到 FrFT 滤波后的时域信号。以原始包络信号为 LMS 算法的输入信号, FrFT 滤波后的信号为 LMS 算法的参考信号, 进行自适应滤波, 滤波结果如图 6 所示, 可看到明显的降噪效果。

将 LMS 自适应滤波后的结果依据拟合得到的转速表达式进行重采样并作阶次分析, 结果如图 7(c) 所示, 可清晰看到在阶次 7.129、14.31 和 21.44 处有明显峰值, 符合预设内圈故障特征阶次 7.15 及其倍频。将其与常用的计算阶次跟踪方法和广义解调方法作对比, 结果分别示于图 7(a) 和图 7(b), 其中广义解调方法内圈故障对应特征频率为 36.5 Hz 及其倍频, 可以看出在图 7(a) 和 (b) 中均找不到明显的故障特征。为了更直观地展示所提方法的优势, 将 3 种方法分别对于故障前三倍频的提取精度误差 e_r 列于表 2, 其计算公式如式 (8) 所示, 其中 v_i 为理

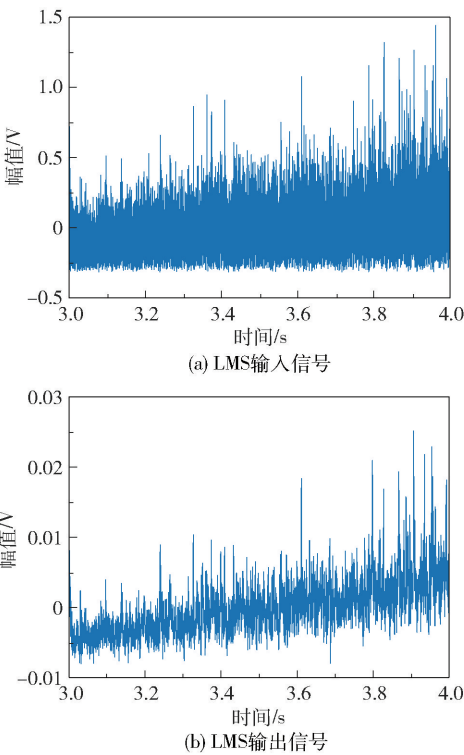


图 6 内圈故障信号降噪前后对比
Fig. 6 Comparison before and after noise reduction of the inner race fault bearing signal

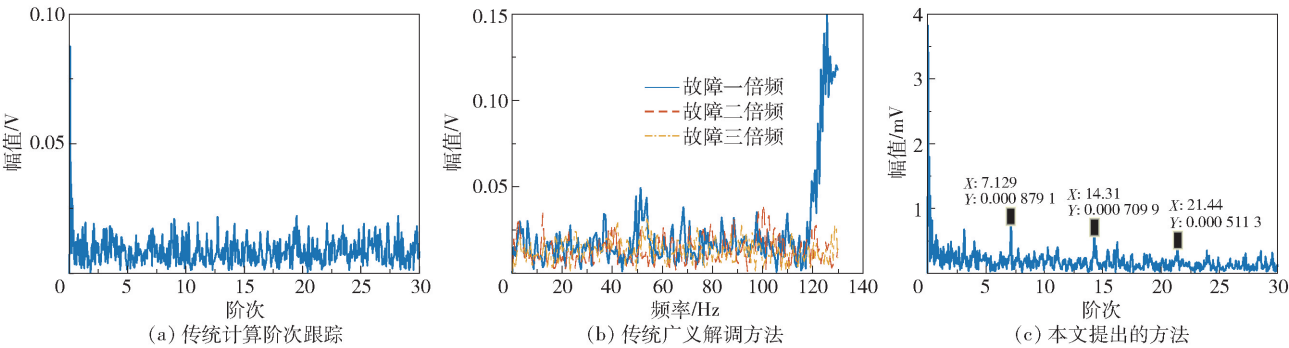


图 7 内圈故障轴承信号处理结果对比

Fig. 7 Comparison of the processing results for the inner ring fault bearing signal

表 2 内圈故障前三倍频精度误差

Table 2 Accuracy errors for the first three harmonics of the inner fault characteristics

方法	精度误差 $e_r/\%$		
	一倍频	二倍频	三倍频
计算阶次跟踪	—	—	—
广义解调方法	—	—	—
本文所提方法	0.29	0.07	0.05

—表示无法提取相应故障特征。

论故障特征, v_c 为采集故障特征。可以看出所提方法实现了较高的诊断精度。对比结果表明所提出的

故障诊断方法可以有效降噪, 凸显故障特征, 实现变转速下的轴承故障诊断。

$$e_r = \frac{|v_i - v_c|}{v_i} \times 100\%$$

(8)

3.3 外圈故障信号分析

通过线切割技术在健康滚动轴承外圈加工出深度 0.08 mm、宽度 0.12 mm 的切痕, 对该外圈故障轴承在变转速工况下的转速和振动信号进行同步采样, 采集到的转速脉冲信号如图 8(a) 所示。由转速脉冲信号进行转速曲线拟合, 得到转速曲线和转速表达式。选择 4~5 s 时间段内的信号进行分析, 图

8(b)展示了采集到的 4 ~ 5 s 内的含噪振动加速度信号,通过同步脉冲信号拟合得到的转速表达式为 $f(t) = 4.975t - 7.09$ 。由振动信号幅值可以看出该组数据对应的故障更微弱。

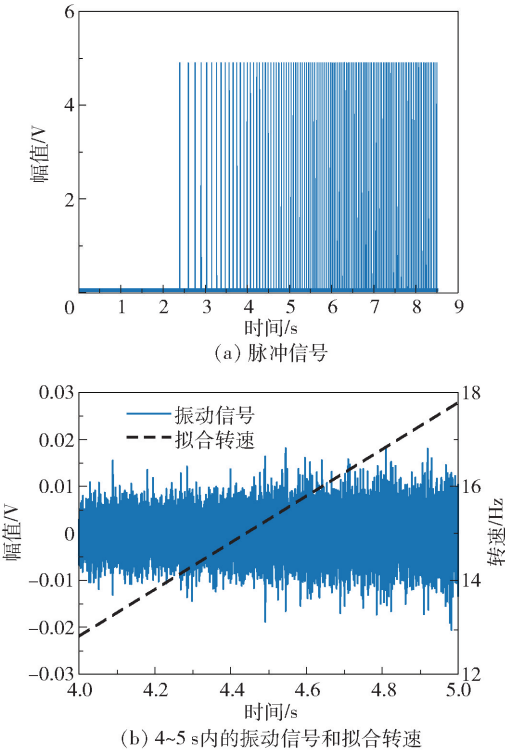


图 8 外圈故障轴承采集信号

Fig. 8 Collected signals from the outer race fault bearing

将含噪振动加速度信号经 Hilbert 解调得到包络信号。按照固定步长 $\Delta p = 0.0001$ 对包络信号连续进行 $p \in [0, 2]$ 的 FrFT,在分数阶域坐标 u 和分数阶次 p 构成的 (p, u) 平面内进行峰值点的二维搜索,得到峰值点对应的最佳阶次 p_0 和分数阶域聚集位置 u_0 分别为 $p_0 = 1.0008$ 和 $u_0 = 10.074$ 。在 p_0 对应的分数阶域内以 u_0 为滤波中心进行窄带滤波,再进行 $-p_0$ 阶的 FrFT 逆变换,得到 FrFT 滤波后的时

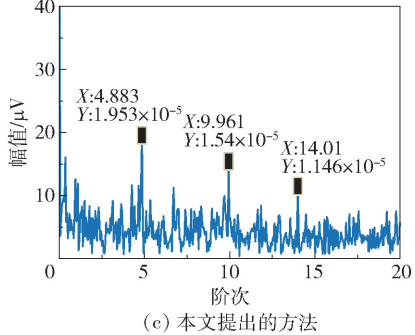
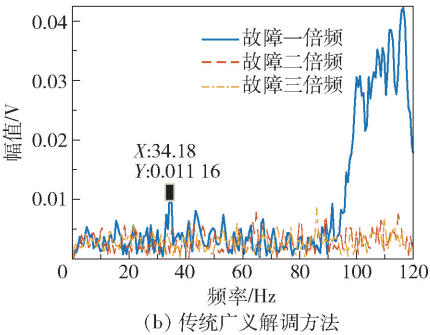
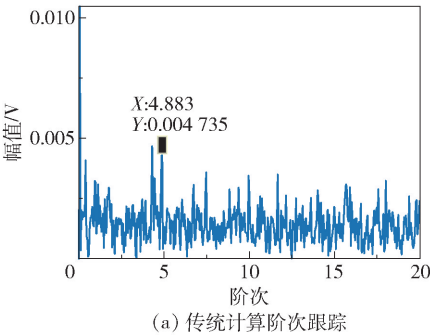


图 10 外圈故障轴承信号处理结果对比

Fig. 10 Comparison of the processing results for the outer ring fault bearing signal

域信号。以原始包络信号作为 LMS 算法的输入信号,FrFT 滤波后的信号作为 LMS 算法的参考信号,进行自适应滤波,滤波结果如图 9 所示,可以看到明显的降噪效果。

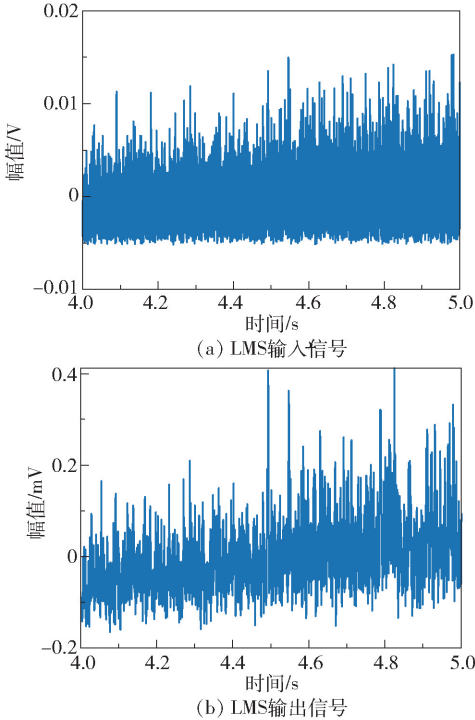


图 9 外圈故障信号降噪前后对比

Fig. 9 Comparison before and after noise reduction of the outer race fault bearing signal

将 LMS 自适应滤波后的结果依据拟合得到的转速表达式进行重采样并作阶次分析,结果如图 10(c)所示,可清晰地看到在阶次 4.883、9.961 和 14.01 处有明显峰值,基本符合预设外圈故障特征阶次 4.85 及其倍频。将其与常用的计算阶次跟踪方法和广义解调方法进行对比,结果分别示于图 10(a)和(b),其中广义解调方法外圈故障对应特征频率为 34.4 Hz 及其倍频,可以看出图 10(a)中有较明

显的故障一倍频,但其附近存在一些干扰,图 10(b)中同样可以找到微弱的故障一倍频,然而均无法找到更高的倍频。表 3 展示了上述 3 种方法分别对于故障前三倍频的提取精度误差,可以看出本文所提方法可以有效提取故障前三倍频,精度误差在可接受范围内,相比于另外两种传统处理变速信号的方法具有更强的故障特征提取能力。

表 3 外圈故障前三倍频精度误差

Table 3 Accuracy errors for the first three harmonics of the outer fault characteristics

方法	精度误差 $e_e/\%$		
	一倍频	二倍频	三倍频
计算阶次跟踪	0.68	—	—
广义解调方法	0.64	—	—
本文所提方法	0.38	2.69	3.71

—表示无法提取相应故障特征。

4 结论

本文提出一种基于 FrFT 滤波和 LMS 降噪的故障诊断方法来对变转速工况下的滚动轴承振动信号进行降噪,进而提取非平稳故障特征。该方法通过分数阶傅里叶变换,利用信号在适当的分数阶傅里叶域内有最佳的能量聚集性,以及故障一倍频能量通常最大的特性,进行峰值搜索 FrFT,按照搜索得到的最佳阶次和分数阶域聚集位置进行 FrFT 滤波,得到的滤波信号作为 LMS 算法中仅与故障源相关的参考信号,再进行 LMS 自适应滤波。该方法克服了 LMS 算法对辅助设备的依赖,使其具有更广的应用范围,且降噪过程不影响目标轴承故障冲击成分,能够实现变转速轴承信号的有效降噪,并成功提取非平稳故障特征。与变转速故障诊断领域常见的计算阶次跟踪和广义解调方法对比结果表明,本文所提方法可以成功提取故障前三倍频,具有明显的优势。

参考文献:

[1] LI G Z, TANG G, LUO G G, et al. Underdetermined blind separation of bearing faults in hyperplane space with variational mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 83 – 97.

[2] QIN C R, WANG D D, XU Z, et al. Improved empirical wavelet transform for compound weak bearing fault diagnosis with acoustic signals[J]. Applied Sciences, 2020,

10(2): 682.

[3] HA J M, YOUN B D, OH H, et al. Autocorrelation-based time synchronous averaging for condition monitoring of planetary gearboxes in wind turbines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70 – 71: 161 – 175.

[4] 张丹, 崔善政, 隋文涛, 等. 基于 IMF 和预测滤波的轴承故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(8): 115 – 117, 136.

ZHANG D, CUI S Z, SUI W T, et al. Diagnosis method for bearings based on IMF and prediction filtering[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2016 (8): 115 – 117, 136. (in Chinese)

[5] 张盈盈, 潘宏侠, 郑茂远. 自适应噪声抵消技术在轴承故障诊断中的应用[J]. 煤炭技术, 2010, 29(12): 21 – 23.

ZHANG Y Y, PAN H X, ZHENG M Y. Application of adaptive noise cancellation technology in rolling bearing fault diagnosis[J]. Coal Technology, 2010, 29(12): 21 – 23. (in Chinese)

[6] 张西宁, 周融通, 郭清林, 等. 局部倒频谱编辑方法及其在齿轮箱微弱轴承故障特征提取中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(12): 1 – 9.

ZHANG X N, ZHOU R T, GUO Q L, et al. Local cepstral editing procedure with applications to slight gearbox bearing fault feature extraction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12): 1 – 9. (in Chinese)

[7] 朱敏, 段志善, 郭宝良, 等. CEEMDAN 结合 LMS 算法在轴承信号降噪中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2): 144 – 149.

ZHU M, DUAN Z S, GUO B L, et al. Application of CEEMDAN combined with LMS algorithm in signal denoising of bearings[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(2): 144 – 149. (in Chinese)

[8] 杨晓雨, 荆双喜, 罗志鹏. 基于 LMS 和 Fast – Kurtogram 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(1): 172 – 176.

YANG X Y, JING S X, LUO Z P. Early fault diagnosis of rolling bearings based on LMS and Fast – Kurtogram[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(1): 172 – 176. (in Chinese)

[9] TANG G, WANG Y T, HUANG Y J, et al. Compound bearing fault detection under varying speed conditions with virtual multi-channel signals in angle domain[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5535 – 5545.

[10] BORGHESE P, RICCI R, CHATTERTON S, et al. A

- new procedure for using envelope analysis for rolling element bearing diagnostics in variable operating conditions [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 38(1): 23–35.
- [11] CHENG W D, GAO R X, WANG J J, et al. Envelope deformation in computed order tracking and error in order analysis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 48(1/2): 92–102.
- [12] 张袁元, 李舜酩, 胡伊贤, 等. LMS 方法的改进及联合 EEMD 在振动信号去噪中的应用[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(20): 61–66.
- ZHANG Y Y, LI S M, HU Y X, et al. Improvement of LMS method and its application combined with EEMD in vehicle vibration signal denoising[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(20): 61–66. (in Chinese)
- [13] ALMEIDA L B. The fractional Fourier transform and time-frequency representations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(11): 3084–3091.
- [14] LI X, MA Z Q, KANG D, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on VMD–FRFT[J]. *Measurement*, 2020, 155: 107554.
- [15] ZHENG L Y, SHI D M. Maximum amplitude method for estimating compact fractional Fourier domain[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(3): 293–296.

Bearing fault diagnosis under varying speed conditions based on fractional Fourier transform (FrFT) filtering and least mean squares (LMS) noise reduction

JIA JinJun¹ HUANG YuJing² ZHANG Tao³ TANG Gang^{2*}

(1. Shenhua Railway Equipment Co., Ltd., Cangzhou 061113; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029; 3. AECC Key Laboratory of Aero-engine Vibration Technology, AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China)

Abstract: Diagnosis of mechanical faults under varying speed conditions has gradually become a hot topic in the field of rotating machinery monitoring. Faults are more likely to occur with varying speeds, and are accompanied by greater noise, but there is currently no reliable solution for reducing such noise. In order to address this problem, a fault diagnosis method based on fractional Fourier transform (FrFT) filtering and least mean squares (LMS) noise reduction is proposed as a way of reducing the noise of bearing vibration signals under varying speed conditions, and non-stationary fault features can then be extracted. In the first step, the vibration acceleration signal and the speed pulse signal are obtained simultaneously. Next, the peak search FrFT is performed on the demodulated signal using the Hilbert transform, and FrFT filtering is employed to search for the best FrFT order and aggregation position. Then the signal obtained by FrFT filtering is set as the reference signal, and the original envelope signal is set as the input signal and LMS noise reduction carried out. Finally, order analysis is performed on the signal after noise reduction, and the order in the envelope order spectrum is compared with the fault characteristic order as a means to diagnose the fault.

Key words: rolling bearing; varying speed; noise reduction; fault diagnosis; fractional Fourier transform; least mean squares algorithm

(责任编辑: 吴万玲)