

自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换的 变转速滚动轴承故障诊断

赵一楠¹, 刘昌锋¹, 孟佳东², 王宗刚³, 王慧滨^{1,4}, 吴黎晓¹

(1. 兰州理工大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州交通大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730070;
3. 河西学院物理与机电工程学院, 甘肃 张掖 734000; 4. 漳州卫生职业学院医学技术学院, 福建 漳州 363000)

摘要: 针对短时傅里叶变换 (STFT) 中固定窗效应所导致的能量集中度不高的问题, 提出了一种自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换 (AWROSTFT) 的变转速滚动轴承故障诊断方法。通过变分模态分解 (VMD) 对原始振动信号进行降噪, 并利用粒子群优化算法 (PSO) 解决了 VMD 参数选择困难的问题; 利用切线思想对 STFT 中水平窗口自适应匹配一系列的旋转算子, 使得窗口旋转方向接近甚至等于瞬时调频率, 提高了时频表示的能量集中度; 计算出谱峰检测法提取到的瞬时频率与转频的平均比值, 将得到的结果与轴承的故障特征系数进行匹配, 以此实现变转速工况下滚动轴承的故障诊断。仿真和实验的结果都表明, 本文所提方法能够兼顾 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的优势, 通过切线思想自适应的旋转窗口使得信号与窗函数在全局上的夹角都为零, 从而达到提高能量集中度和锐化时频脊线的目的, 实现了变转速工况下滚动轴承的故障诊断。

关键词: 故障诊断; 时频分析; 自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换; 变分模态分解; 变转速

中图分类号: TH165+.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2024)06-1064-13

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2024.06.017

引言

滚动轴承作为旋转机械的关键部件, 对机械设备的安全稳定运行起着至关重要的作用, 统计表明, 30% 以上的机械设备故障是由轴承故障引起的^[1]。以傅里叶变换为基础的包络分析技术是滚动轴承故障诊断最重要的方法之一^[2], 然而在变转速工况下, 由于转速变化导致的频谱模糊现象使其不再适用^[3]。因此, 准确诊断出变转速工况下滚动轴承的故障有利于设备的正常运行和维护。

变转速滚动轴承的故障诊断方法主要分为阶次跟踪、循环平稳理论和时频分析三类^[4-9]。

阶次跟踪通过角度域重采样将时域非平稳信号转化为角域平稳信号, 从而利用频谱分析方法诊断轴承故障。由于硬件阶次跟踪 (Hardware Order Tracking, HOT)^[10]方法完全采用硬件实现, 成本很高, 之后学者提出了计算阶次跟踪 (Computed Order Tracking, COT) 方法^[11-12]。但 COT 要获取键相信号才能重采样, 在某些情况下键相信号获取困难, 因此无键相阶次跟踪 (Tachless Order Tracking, TLOT) 已成为国内外学者关注的焦点^[13-14]。

阶次跟踪虽然解决了转速波动导致的频谱模糊问题, 但其产生的精度误差以及效率方面的缺陷也难以忽略。

针对阶次跟踪的弊端, 学者们尝试利用循环平稳理论解决变转速滚动轴承的故障诊断问题。Abbound 等^[15-16]提出了角度/时间循环平稳 (Angle/Time Cyclostationary, AT-CS) 理论, 利用阶频谱相关 (Order-Frequency Spectral Correlation, OFSC) 的方法提取出了变转速滚动轴承的故障特征。Urbanek 等^[17]通过广义角度时间确定 (Generalized Angular Temporal Deterministic, GATD) 提取出了变转速机械故障特征。但仅从时域或频域分析振动信号, 通常无法获得时频瞬态特性, 而这种特性正是处理非平稳信号的核心^[18]。

时频分析提供了时域与频域的联合分布信息, 非常适合提取振动信号的瞬态特征。短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT) 利用时频局部化的思想描述信号频率随时间变化的关系, 被广泛应用于变转速设备的状态监测与故障诊断。赵晓平等^[19]结合图像分析方法与 STFT 提出了改进的 Seam Carving 瞬时频率估计算法, 提取瞬时转频曲线。李恒等^[20]提出了基于 STFT 和卷积神经网络

络的故障轴承诊断方法,实现了端到端的故障模式识别。Zhao等^[21]把STFT与瀑布图相结合,分离出了多级齿轮传动系统耦合故障的故障特征。但是STFT窗口不变的特性固化了整个时频平面中的时频分辨率,对分析快速变化的非平稳信号存在一定的局限性。

为了解决STFT窗口固定、分析调频信号能力差的问题,学者们基于窗函数中窗口宽度可变和窗口方向可变两个方面对STFT进行改进。Pei等^[22]提出了一种基于能量测量的自适应短时傅里叶变换方法,可以自适应获得具有时变窗宽的高斯内核。通过窗口宽度可变改进STFT的方法计算复杂度较高,并且估计的参数往往精度较低。而通过窗口方向变化改进STFT的方法易于实现,精度也高于前者。

线性调频变换(Linear Chirplet Transform, LCT)以一个固定旋转度来改变STFT中窗口的方向,适用于线性调频信号。Yu等^[23]提出了一般线性调频变换(General Linear Chirplet Transform, GLCT),通过等间隔选取多个旋转度来旋转窗口,在一定程度上增强了非线性调频信号的时频聚集性。GLCT方法虽然增强了时频平面的能量集中度,但是无法保证旋转后的窗口与信号频率方向的夹角恒为零,并且该方法需要进行多次LCT计算才能确定最优的窗口旋转度。现有的两类优化STFT窗口方向的方法都是通过人为设置若干个旋转度来旋转窗口,只能在局部增强能量集中度。因此,有必要研究如何通过自适应的旋转窗口的方法来增强全局的能量集中度。

针对现有STFT窗函数改进方法中所出现的能量集中度低和耗时长等问题,为了提高变转速滚动轴承的时频分辨率和故障识别的准确性,本文从窗口方向可变的角度的角度,基于切线思想对STFT的窗函数进行了改进,提出了一种自适应窗口旋转优化STFT(Adaptive Window Rotation Optimization Short-Time Fourier Transform, AWROSTFT)的方法,并通过粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)和变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)方法提高振动信号的信噪

$$V_{od}^{h+1} = \left[(\bar{\omega}_{\max} - \bar{\omega}_{\min}) \left(\frac{h}{H} \right)^2 + (\bar{\omega}_{\min} - \bar{\omega}_{\max}) \frac{2h}{H} + \bar{\omega}_{\max} \right] V_{od}^h + c_1 \eta (P_{od}^h - S_{od}^h) + c_2 \eta (G_d^h - S_{od}^h) \quad (4)$$

PSO算法进行优化时,需要确定一个适应度函数,根据整个粒子群的适应度来确定最优解。考虑振动信号中冲击分量的周期性和强度,引入包络谱峰值因子 E_c 作为适应度函数。假设信号包络谱的幅值序列为 $X(z)$ ($z=1, 2, \dots, Z$), E_c 可以表

比,以此获得更高精度的瞬时频率脊线,最后用谱峰检测法从时频表示(Time-Frequency Representation, TFR)中提取出瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF),计算出谱峰检测法提取到的瞬时频率与转频的平均比值,并将得到的结果与轴承的故障特征系数进行匹配,即可实现变转速工况下滚动轴承的故障诊断。仿真和实验的结果表明,本文所提出的基于PSO-VMD和自适应窗口旋转优化STFT的方法能够提高瞬时频率提取的精度,可以有效实现变转速滚动轴承的故障诊断。

1 基本原理

1.1 PSO-VMD

利用PSO对VMD算法的参数进行优化,假设在 d 维空间中搜索粒子 o ,通过迭代更新找到最优解^[24]。每次迭代都可以用位置向量和速度向量表示粒子信息,第 oi 个粒子的位置和速度分别表示为: $S_o = (S_{o1}, S_{o2}, \dots, S_{od})$, $V_o = (V_{o1}, V_{o2}, \dots, V_{od})$ 。粒子可以根据个体的局部极值和全局极值不断更新自己的两个信息,更新公式为^[24]:

$$V_{od}^{h+1} = \bar{\omega} V_{od}^h + c_1 \eta (P_{od}^h - S_{od}^h) + c_2 \eta (G_d^h - S_{od}^h) \quad (1)$$

$$S_{od}^{h+1} = S_{od}^h + V_{od}^{h+1} \quad (2)$$

式中 $o=1, 2, 3, \dots$; h 为迭代次数; V_{od}^h 为粒子 o 在 d 维中第 h 次迭代时的速度; $\bar{\omega} \in [0, 1]$ 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子; η 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; P_{od}^h 为粒子 o 在 d 维中第 h 次迭代时的个别极值点位置; S_{od}^h 为粒子 o 在 d 维中第 h 次迭代时的当前位置; G_d^h 为整个种群在第 h 次迭代时全局极值在 d 维上的位置。

在PSO中,惯性权重 $\bar{\omega}$ 按凹函数变化,凹函数 $\bar{\omega}$ 策略调整可表示为^[24]:

$$\bar{\omega} = (\bar{\omega}_{\max} - \bar{\omega}_{\min}) \left(\frac{h}{H} \right)^2 + (\bar{\omega}_{\min} - \bar{\omega}_{\max}) \frac{2h}{H} + \bar{\omega}_{\max} \quad (3)$$

式中 $\bar{\omega}_{\max}$ 为最大权重值; $\bar{\omega}_{\min}$ 为最小权重值; H 为最大迭代次数。

将式(3)代入式(1)中,得到:

示为^[25]:

$$E_c = \frac{\max(X(z))}{\sqrt{\sum_z (X(z)^2/Z)}} \quad (5)$$

E_c 越大,周期冲击性越强,轴承故障特征越明

显。PSO 优化 VMD 的流程如图 1 所示,具体步骤如下:

(1) 初始化 PSO 中的参数惩罚因子 ξ 和分量数 K , 将 VMD 算法的参数组合 $[\xi, K]$ 作为个体位置, 随机产生与种群数量相当的参数组合, 作为种群中个体的初始化位置, 随机初始化每个粒子个体的移动速度;

(2) 计算各粒子适应度函数值 E_c , 对比和评价适应度值, 更新个体局部极值和种群全局极值;

(3) 更新粒子的速度和位置;

(4) 循环迭代, 转至步骤 2, 直至迭代次数达到最大设定值后输出最佳参数组合。

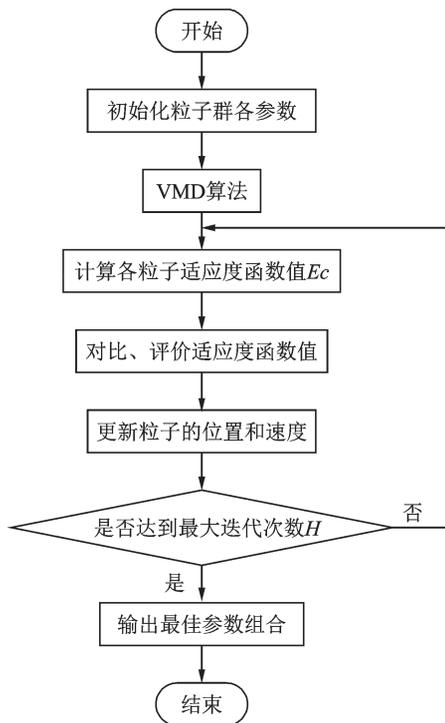


图 1 PSO 优化 VMD 流程图

Fig. 1 Flowchart of VMD optimization by PSO

1.2 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换提供了时域与频域的联合分布信息, 是一种典型的线性变换方法。一个时变信号 $s(t)$ 的 STFT 可以表示为^[26]:

$$V_s^g(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \times g(\tau - t) \times e^{-i2\pi\omega\tau} d\tau \quad (6)$$

式中 $g(\cdot)$ 为窗函数; ω 为频率; τ 为窗长。

STFT 的原理如图 2 所示, 实质上是对一系列信号分段求傅里叶变换的过程, 可以表示成 $g(\tau - t)s(\tau)$, 其中 τ 为截取时间的长度, 且 $\tau \in [t - \Delta, t + \Delta]$ 。

由图 2 可知, STFT 窗口不变特性固化了整个时频面的时频分辨率, 因此 STFT 不适合直接表征快速变化的非平稳信号。

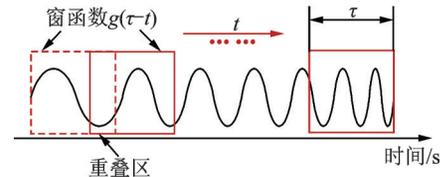


图 2 STFT 原理图

Fig. 2 Schematic diagram of STFT

1.3 谱峰检测法

谱峰检测法是一种基于能量峰值的瞬时频率提取算法, 通过搜寻峰值在时频图上的坐标位置来估计瞬时频率, 其表达式为^[27]:

$$f_k(j) = \arg \left\{ \underset{k}{\text{Peak}} \left[\text{TFR}(:, j) \right] \right\} \quad (7)$$

式中 $f_k(j)$ 表示第 k 个分量的瞬时频率估计; $\text{TFR}(:, j)$ 表示信号进行时频变换以后的时频系数; Peak 为其单峰幅值。

谱峰检测法不受信号时变程度的影响, 其估计精度仅取决于时频表示的能量集中水平。时频表示的能量集中水平越高, 提取到的瞬时频率的精度也越高。

2 自适应旋转窗口的短时傅里叶变换

2.1 调频率与时频能量集中度的关系

选择式(6)中窗函数 $g(t)$ 为高斯窗, 定义为^[27]:

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \times e^{-\frac{1}{2\sigma^2}t^2} \quad (8)$$

线性调频 (Linear Frequency Modulated, LFM) 和平稳信号在相同窗长下信号的带宽如图 3 所示。对于瞬时频率 $\varphi(t) = C_0$ 的平稳信号, 窗函数与瞬时频率的夹角 θ 为 0, 当窗口长度一定时, 在时频图中频率带宽最小, 能够获得最佳能量集中度。对于瞬时频率 $\varphi(t) = rt + C_0$ (其中 r 为调频率) 的 LFM 信号, 瞬时频率与窗函数之间会有一个夹角 θ , 这使得 LFM 信号的频率带宽将大于平稳信号的带宽。

如图 3 截取放大部分所示, 调频率 r 与频率带宽

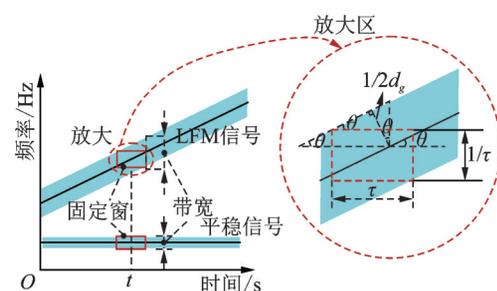


图 3 相同窗长下平稳信号和 LFM 信号的带宽

Fig. 3 Bandwidth of stationary signal and LFM signal under the same window length

d_g 之间的几何关系可表示为:

$$d_g = 2 \left(\frac{\tau}{2} \tan \theta + \frac{1}{2\tau} \right) \times \cos \theta =$$

$$\frac{\tau r + \frac{1}{\tau}}{\sqrt{1+r^2}} > \frac{\tau}{\sqrt{1+\frac{1}{r^2}}} \quad (9)$$

从式(9)中可知,当窗长 τ 选定时,频率带宽 d_g 只与信号的瞬时调频率 r 有关,并且 d_g 随 $|r|$ 的增大而增大。为了定量分析调频率与能量集中之间的关系,本文将频率带宽作为能量集中度的量化指标,能量集中度越高,信号分量在时频平面中的频率带宽越窄, d_g 越小。

2.2 基于切线思想的自适应窗口旋转优化 STFT

LCT方法仅对窗口进行一次旋转,能够有效地处理LFM信号,其表达式为:

$$L(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \times h_N(\tau - t) \times e^{-i2\pi\omega\tau} d\tau \quad (10)$$

式中 $h_N(\tau - t)$ 为旋转后的窗口函数,可以表示为:

$$h_N(\tau - t) = e^{-i2\pi N(\tau - t)^2/2} \times g(\tau - t) \quad (11)$$

式中 N 为旋转度; $e^{-i2\pi N(\tau - t)^2/2}$ 为固定旋转算子,是在 t 时刻将窗口旋转 $\arctan N$ 角度。

对于非线性调频(Non-Linear Frequency Modulated, NLFM)信号,其瞬时频率是连续的,仅靠一个旋转度 N 不能够完全实现信号全局上的频率带宽最小。因此本文提出一种基于切线思想的自适应窗口旋转优化STFT方法,其原理如图4所示。把一个小时间段内的弧线近似看作线段,每个线段都可以用一个调频率为 r_n (其中 $n=1,2,3,\dots$)的线性调频信号表示。如果将NLFM信号不断细分,每一时刻的调频率将越来越接近真实值。当无限细分下去,信号每一时刻的调频率可以用瞬时频率曲线的切线即瞬时频率的一阶导数 $\varphi'(t)$ 表示。

本文基于切线思想的AWROSTFT方法,通过

$$\left| AWROSTFT_s^{N(t),g}(t, \omega) \right| = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \times h_{N(t)}(\tau - t) \times e^{-i2\pi\omega\tau} du \right| =$$

$$\left| \int_{-\infty}^{+\infty} g(\tau - t) e^{-i2\pi N(t)(\tau - t)^2/2} A(\tau) e^{i2\pi[\varphi(t)\tau + \varphi(t)(\tau - t)^2/2]} e^{-i2\pi\omega\tau} d\tau \right| =$$

$$\left| \int_{-\infty}^{+\infty} e^{i2\pi[\varphi(t)\tau - N(t)(\tau - t)^2/2]} g(\tau - t) A(\tau) du \right| \leq \left| \int_{-\infty}^{+\infty} g(\tau - t) A(\tau) du \right| \quad (16)$$

式中 $A(\tau)$ 为瞬时幅值。

由式(15)可知,由于调制项 $e^{i2\pi\varphi(t)(\tau - t)^2/2}$ 的存在,使得信号出现了能量发散现象。而由式(16)可知,引入时变的旋转度 $N(t)$ 后,此时信号的调制项变为

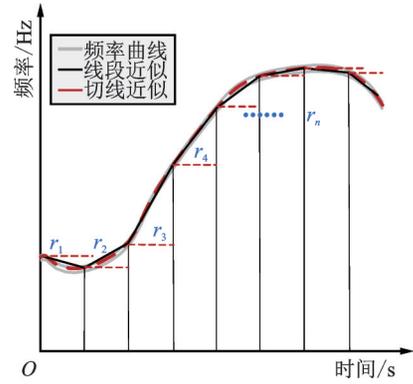


图4 瞬时频率曲线的近似

Fig. 4 Approximation of instantaneous frequency curve

自适应地匹配一系列的旋转度 $N(t)$ 来旋转水平窗口,使得窗口方向接近甚至等于瞬时调频率,则信号将在全局上具有最佳能量集中度。提出的自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换方法定义如下:

$$S_{AWROSTFT}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \times h_{N(t)}(\tau - t) \times e^{-i2\pi\omega\tau} d\tau \quad (12)$$

式中 $h_{N(t)}(\tau - t)$ 为时变旋转窗口函数,可以表示为:

$$h_{N(t)}(\tau - t) = e^{-i2\pi N(t)(\tau - t)^2/2} \times g(\tau - t) \quad (13)$$

式中 $N(t)$ 为时变的旋转度,其值不大于信号长度 L 。当且仅当 $N(t) = \varphi'(t)$ 时,信号具有最小的频率带宽。

在短时间 τ 内,时变信号的瞬时频率 $\varphi(t)$ 可以用一阶泰勒公式展开成如下形式:

$$\varphi(\tau) = \varphi(t) + \varphi'(t)(\tau - t) \quad (14)$$

此时,式(6)和(12)可以分别写成:

$$\left| V_s^g(t, \omega) \right| = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \times h(\tau - t) \times e^{-i2\pi\omega\tau} du \right| =$$

$$\left| \int_{-\infty}^{+\infty} e^{i2\pi\varphi(t)(\tau - t)^2/2} g(\tau - t) A(\tau) e^{i2\pi\varphi(t)\tau} e^{-i2\pi\omega\tau} d\tau \right| <$$

$$\left| \int_{-\infty}^{+\infty} g(\tau - t) A(\tau) du \right| \quad (15)$$

$e^{i2\pi[\varphi(t)\tau - N(t)(\tau - t)^2/2]}$,当 $N(t)$ 接近于 $\varphi'(t)$ 时,信号的这种调制现象将减弱。当且仅当 $N(t) = \varphi'(t)$ 时,信号中不包含调制项,此时信号与窗函数 $h_{N(t)}$ 的夹角为零,经过STFT变换后将获得最佳的能量集中度。

STFT, LCT, GLCT 和 AWROSTFT 四种方法在处理单分量信号时的窗口变化原理如图 5 所示。对于单分量信号, AWROSTFT 是容易实现的。对于多分量信号, 信号是各个分量在时间序列上的叠加, 并且窗函数是直接作用在序列组合上的, 因此很难同时实现窗口在不同分量上不同角度的旋转。为此, 本文给出了一种时频融合方法。首先, 通过不同分量的旋转度 $N_i(t)$ 分别对各分量进行调频变换; 其次, 提取各个分量调频变换后时频系数; 最后, 将提取的时频系数等按照分量频率位置转化到新的时频面上。

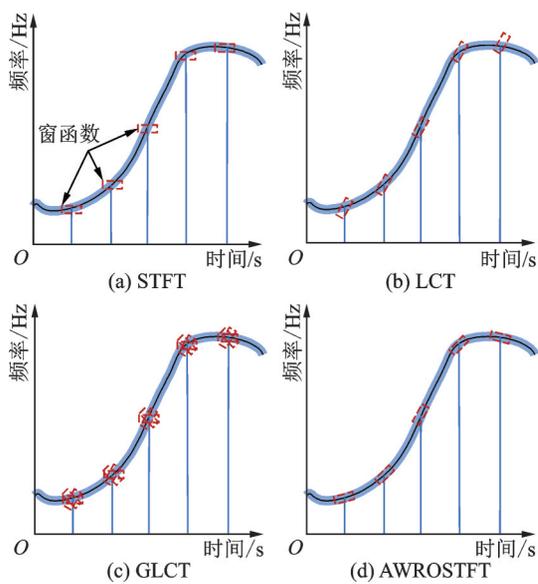


图5 四种时频表示方法处理单分量信号时的窗口变化示意图

Fig. 5 Schematic diagram of window variation when four TFR methods process single component signal

假设第 i 个分量的 AWROSTFT 时频系数表示为 $AWROSTFT_{s_i}^{N_i(t),g}(t, \omega)$, 若已知其瞬时频率为 $\varphi_i(t)$, 那么时频系数提取可以表示为:

$$AWROSTFT_{s_i}^{N_i(t),g}(t, \omega) = AWROSTFT_{s_i}^{N_i(t),g}(t, \omega) + AWROSTFT_{s_i}^{N_i(t),g}\left(t, (\varphi_i(t) - \rho) : (\varphi_i(t) + \rho)\right) \quad (17)$$

式中 $\varphi_i(t)$ 为信号第 i 个分量的瞬时频率; ρ 为常数, $\rho > 0.5d_g$ 。

由于时频融合是沿频率方向进行重组的, 因此该方法也起到了时变带通滤波器的效果。

3 基于 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的变转速滚动轴承故障诊断方法

针对变转速滚动轴承故障诊断所出现的能量集中度低、耗时长和强背景噪声等问题, 本文提出了一种基于 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的变转速滚动轴承故障诊断方法。该方法包括: 振动信号采集、降噪、自适应窗口旋转、瞬时频率的提取与识别和故障类型的判断, 整个故障诊断的流程如图 6 所示, 具体的步骤如下:

(1) 传感器采集变转速工况下设备的振动信号。

(2) 通过 PSO 算法确定 VMD 最佳影响参数 $[\xi_0, K_0]$ 。将 PSO 算法的参数大小设置为^[25]: 学习因子 $c_1=c_2=2$, 种群规模 $O=30$ 。 H 为最大迭代次数, 如果 H 值过大会增加算法的计算时间, 如果 H 值太小, 至迭代终止时算法可能仍然不收敛, 因此本文设定 $H=20$ 。最大权重值 $\bar{\omega}_{\max}$ 和最小权重值 $\bar{\omega}_{\min}$ 分别为 0.9 和 0.4; $[\xi, K]$ 的寻优范围分别为 $[100, 2000]$, $[3, 10]$ 。

(3) 用最佳影响参数 $[\xi_0, K_0]$ 对振动信号进行 VMD 处理。计算分解后的各个 IMF 分量的 E_c 值, 根据 E_c 值挑选 IMF 进行重构, 得到重构信号 $X_1(t)$ 。

(4) 应用 AWROSTFT 算法获得具有高能量集中度的时频表示, 采用谱峰检测法从 TFR 中提取出瞬时频率。

(5) 将瞬时频率与转频的平均比值与轴承的故障特征系数 FCC 进行匹配, 即可实现变转速工况下滚动轴承故障类型的判断。

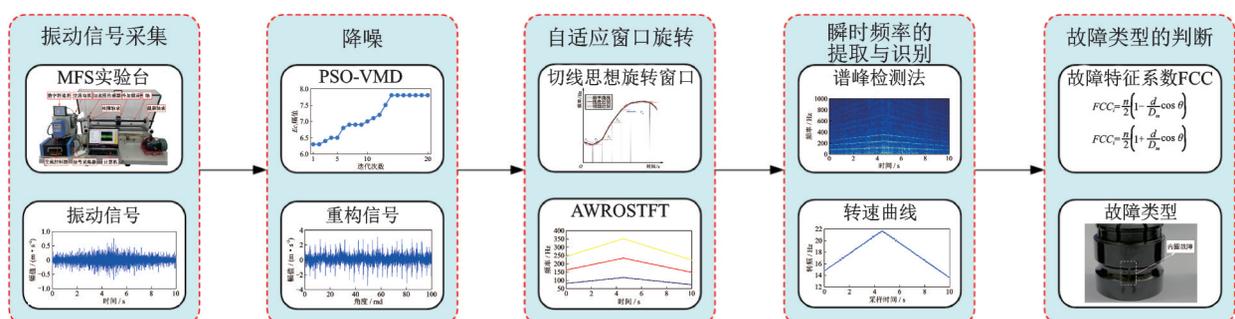


图6 基于 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的变转速滚动轴承故障诊断方法流程图

Fig. 6 Flowchart of fault diagnosis method of variable speed rolling bearing based on PSO-VMD and AWROSTFT

4 故障轴承仿真信号分析

4.1 仿真信号构造

为验证本文所提方法的有效性,构造了升速条件下的故障轴承仿真信号^[28]:

$$x(t) = \sum_{m=1}^M A_m e^{-\eta(t-t_m)} \sin[\omega_r(t-t_m)] \cdot \mu(t-t_m) + n(t) \quad (18)$$

式中 M 为信号的长度; $A_m = \lambda t_m$ 表示第 m 个冲击的幅值; η 为结构的衰减系数; ω_r 表示轴承故障激励的共振频率; $\mu(t)$ 为单位阶跃函数; $n(t)$ 为高斯白噪声; t_m 表示第 m 个冲击出现的时间,计算公式如下:

$$t_m = (1 + \gamma) \cdot \frac{1}{[x(t_{m-1})]} \cdot \frac{1}{n} \quad (19)$$

式中 $t_0=0$; $m=1, 2, 3, \dots, M$; $x(t)=1.5t+13$ 表示轴承转频随时间变化的规律; γ 表示由滚动体滑移带来的故障冲击间隔之间的误差; n 表示轴承每转出现的故障冲击数,其他参数取值如表 1 所示。

表 1 故障轴承仿真信号参数

Tab. 1 Parameters of faulty bearing simulation signal

参数	取值
故障特征系数	5.5
幅值系数	0.01
共振频率/Hz	5000
采样频率/Hz	20000
信号时长/s	10

4.2 仿真信号分析

根据上述仿真信号得到的时域波形和转频曲线如图 7 所示。由图 7 可以分析出故障轴承振动信号在变转速工况下的时域特性:振动信号的幅值随着转速的变化而发生变化,转速低时信号的振幅低,转速增大时信号的振幅也相应增大;随着转速的增大,故障振动冲击时间间隔减小,轴承的故障特征频率不再是一个定值,从而导致在变转速工况下无法使用故障特征频率识别故障。

在变转速工况下,滚动轴承的故障特征频率将随着时间的变化而变化。而故障特征频率与转频的比值是一个常数,且该常数只与轴承本身的参数有关,与转速无关,因此被称为故障特征系数(Fault Characteristic Coefficient, FCC)^[27]。轴承参数一旦被确定,其 FCC 就是一个定值,它反映了轴承每转一周所发生故障冲击的次数,与转速无关,因此常被

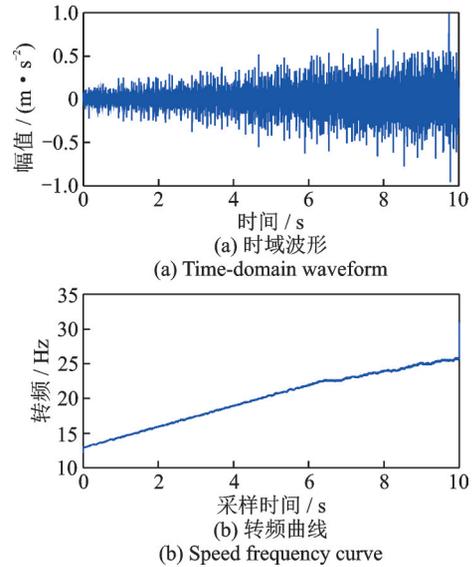


图 7 仿真信号的采集结果

Fig. 7 Acquisition results of simulation signal

用在变转速工况下滚动轴承的故障诊断中。计算出谱峰检测法提取到的瞬时频率与转频的平均比值,所得到的结果与轴承的 FCC 进行匹配,即可判断出变转速轴承的故障类型。

采用 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的变转速滚动轴承故障诊断方法对仿真信号进行分析。先对 VMD 算法中的两个参数 $[\xi, K]$ 进行寻优。图 8(a) 表示局部最大包络谱峰值因子 E_{c_1} 随迭代次数变化的曲线,纵坐标 E_{c_1} 为无量纲指标。PSO 优化 VMD 在第 15 代收敛,搜索到的 E_{c_1} 为 5.125,最佳参数组合为 $[1450, 7]$ 。根据优化结果设定惩罚因子 $\xi_0=1450$ 和分量个数 $K_0=7$ 。对仿真信号进行 VMD 处

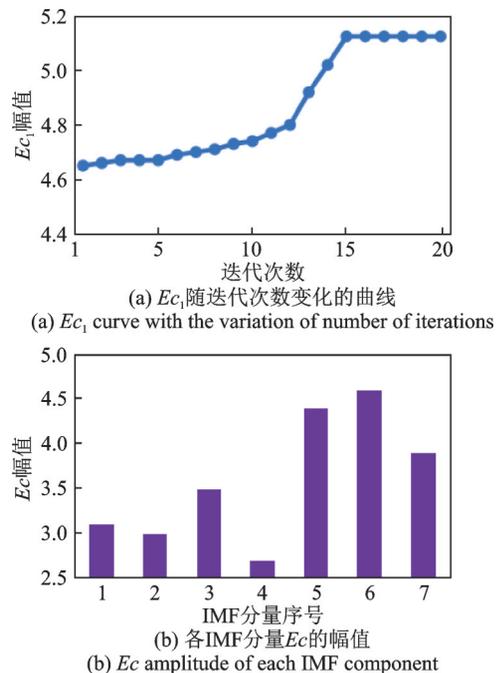


图 8 PSO 优化 VMD 的结果

Fig. 8 Results of VMD optimization by PSO

理,得到7个IMF分量。计算每个IMF分量 E_c 的幅值,从图8(b)中可以看出,第5和第6个IMF分量 E_c 的幅值最大,对这两个分量进行重构,得到重构信号 $X_1(t)$ 。

采用AWROSTFT方法提取重构信号 $X_1(t)$ 在变转速工况下的瞬时频率,图9(a)为经过AWROSTFT后的时频表示结果,图9(b)为用谱峰检测法从图9(a)中提取到的瞬时频率。

计算得到图9(b)中的瞬时频率与转频的平均比值为5.5,等于仿真信号的FCC,实现了对变转速工况下滚动轴承的故障诊断。

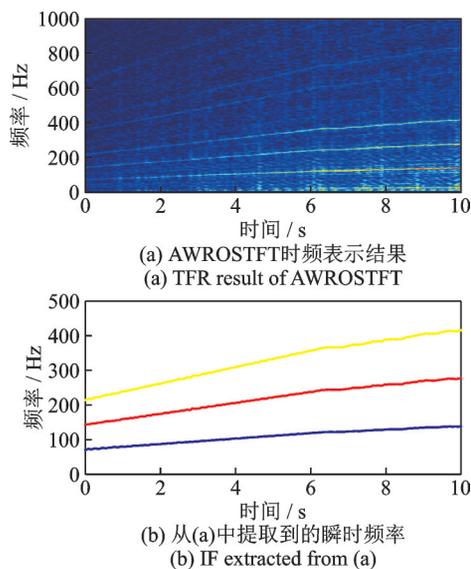


图9 本文所提方法的时频结果
Fig. 9 TFR results of proposed method

4.3 结果对比

为了验证所提方法在识别变转速滚动轴承故障方面的可行性,分别用STFT,LCT和GLCT三种方法对该仿真信号进行分析,图10~13分别为三种方法得到的TFR结果和各自提取到的瞬时频率。

从图10和11中可以看出,无论是STFT方法还是LCT方法,两者时频表示的能量集中度都很低,采用谱峰检测法提取到的IF与真实的IF相比误差都很大,不能准确诊断出变转速滚动轴承的故障类型。这是因为在噪声和调制项的干扰下,STFT和LCT的时频表示都存在能量发散的现象。STFT由于窗口不变的特性固化了整个时频面的时频分辨率,导致在处理转速波动较大的时变信号时能量集中度较低。LCT与STFT类似,由于只对窗口旋转了一次,所以在全局上无法保证旋转后窗口方向与信号频率方向的夹角为零。

从图12和13中可以看出,GLCT方法的能量集

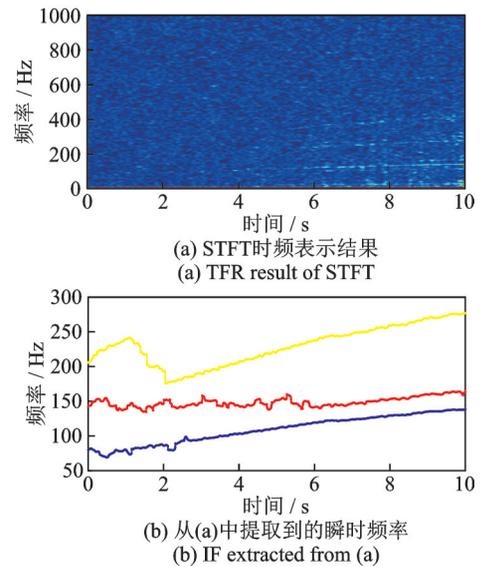


图10 STFT方法的时频结果
Fig. 10 TFR results of STFT method

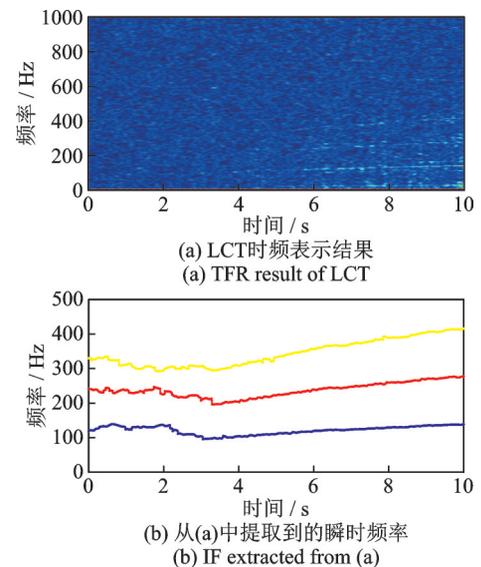


图11 LCT方法的时频结果
Fig. 11 TFR results of LCT method

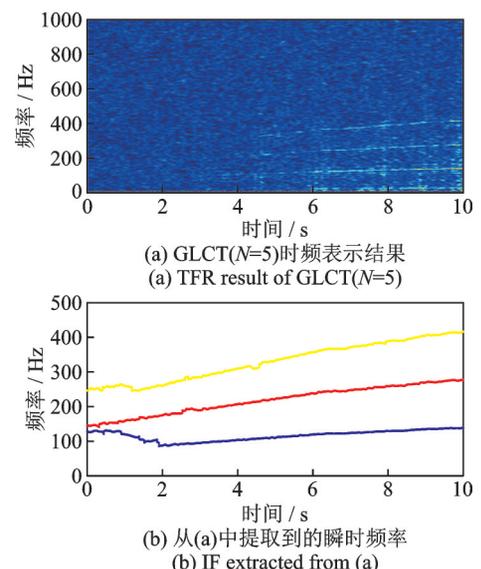


图12 GLCT(N=5)方法的时频结果
Fig. 12 TFR results of GLCT(N=5) method

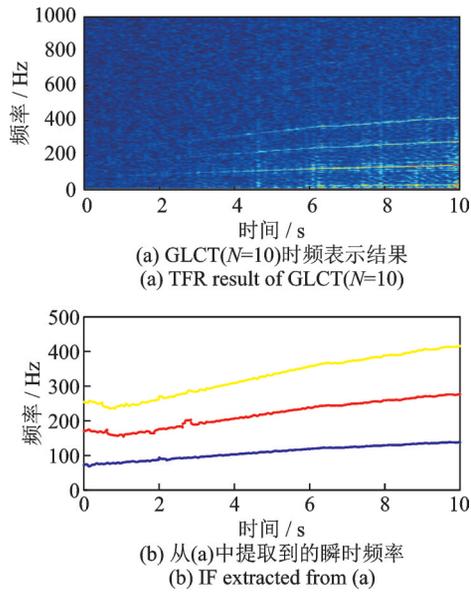


图 13 GLCT(N=10)方法的时频结果
Fig. 13 TFR results of GLCT(N=10) method

中度略有改善,且旋转度 N 越大效果越好,但是用谱峰检测法提取到的瞬时频率依旧存在误差。这是因为 GLCT 方法的旋转度 N 不能完全匹配瞬时调频率,导致其分割痕迹比较严重,并且时频脊线也不够平滑。虽然增加 N 的数量可以获得更高的能量集中度,但同时意味着需要进行 N 次 LCT 运算,计算量增加;其次, GLCT 中窗口旋转算子的数量远小于信号采样数,因此并不能获得更佳的能量集中度,造成提取到的瞬时频率不够准确,从而导致漏诊或者误诊。

本文所提的 AWROSTFT 方法利用切线思想对 STFT 的固定窗口进行自适应旋转,使得窗口方向接近甚至等于瞬时调频率,提高了信号在全局上的能量集中度。与上述四种时频表示方法相比,无论是在局部和总体的诊断效果上,还是在参数的选择以及计算效率上都要更加优秀。

为了对上述各方法的能量集中度进行量化分析,引入 Renyi 熵作为评价指标。Renyi 熵可以有效反映时频分布能量的离散程度,定义为^[29]:

$$R_\beta = \frac{1}{1-\beta} \log_2 \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |TFR(t, \omega)|^{2\beta} dt d\omega}{\left(\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |TFR(t, \omega)|^2 dt d\omega \right)^\beta} \quad (20)$$

式中 β 表示阶次,一般 $\beta > 2$; $TFR(t, \omega)$ 为时频系数。

由式(20)可知,Renyi 熵值越小,时频分布的能量集中度越高。表 2 为上述五种时频表示方法的 Renyi 熵值,其中本文提出的 AWROSTFT 方法的 Renyi 熵值最小,能量集中度最高。

表 2 五种时频表示方法的 Renyi 熵值

Tab. 2 Renyi entropy values of five TFR methods

时频表示方法	Renyi 熵值
STFT	19.116
LCT	16.351
GLCT(N=5)	14.591
GLCT(N=10)	10.061
AWROSTFT	6.568

5 实验验证与结果分析

为了进一步验证所提方法的有效性,在 Spectrum Quest Incorporated (SQI)生产的 MFS 实验台上进行了滚动轴承变转速工况下的故障实验,整个实验台如图 14 所示。三相交流电机通过柔性联轴器与传动轴连接,两个 ER-16K 滚动轴承支撑传动轴。对滚动轴承进行激光刻蚀模拟轴承的内圈故障,缺陷部位如图 15 所示。实验台中左边是故障实验轴承,右边是健康轴承,在转轴上安装 5.1 kg 的转子盘,施加 50 N 的径向载荷,具体轴承的相关参数如表 3 所示。其中加速度传感器安装在离故障轴承较近的位置以准确测取振动信号,采样时间为 10 s,采样频率为 20 kHz。

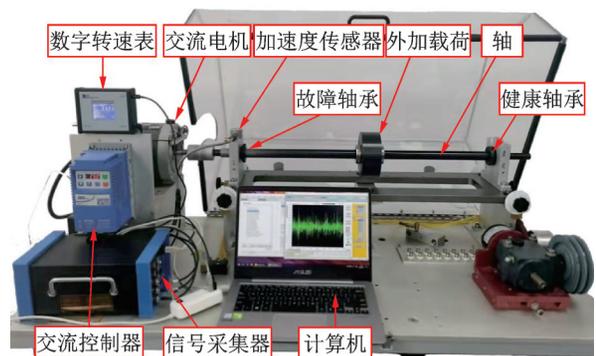


图 14 滚动轴承实验台

Fig. 14 Experimental setup of rolling bearing

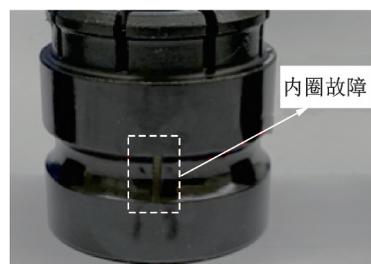


图 15 内圈缺陷部位

Fig. 15 Fault part of inner ring

滚动轴承内圈故障特征系数 FCC_i 的计算公式如下式所示^[28]:

表3 实验轴承参数

Tab. 3 Geometrical parameters of the test bearing

参数	取值
滚动体数 n	9
滚动体直径 d_1/mm	7.92
节圆直径 D_m/mm	38.51
接触角 $\theta_1/(\circ)$	0

$$FCC_i = \frac{n}{2} \left(1 + \frac{d}{D_m} \cos \theta \right) \quad (21)$$

代入轴承相关的几何参数,计算得到 $FCC_i=5.43$ 。

在变转速工况下采集轴承内圈缺陷的振动数据,其时域波形和转频曲线如图16所示。

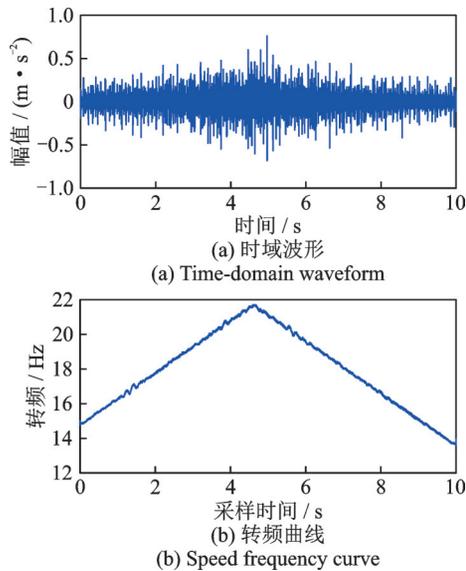


图16 实验信号的采集结果

Fig. 16 Acquisition results of experimental signal

采用 PSO-VMD 和 AWROSTFT 的变转速滚动轴承故障诊断方法对实验信号进行分析,先对 VMD 算法中的两个参数 $[\xi, K]$ 进行寻优。图 17 (a) 表示局部最大包络谱峰值因子 E_{c1} 随迭代次数变化的曲线。PSO 优化 VMD 在第 15 代收敛,搜索到的 E_{c1} 为 7.83,最佳参数组合为 $[1500, 8]$ 。根据优化结果设定惩罚因子 $\xi_0=1500$ 和分量个数 $K_0=8$ 。对实验信号进行 VMD 处理,得到 8 个分量。计算每个 IMF 分量 E_c 的幅值,从图 17(b) 中可以看出,第 5 和第 7 个 IMF 分量的幅值最大,对这两个分量进行重构,得到重构信号 $X_1(t)$ 。

采用 AWROSTFT 方法提取重构信号 $X_1(t)$ 在变转速工况下的瞬时频率,图 18(a) 和 (b) 分别为经过 AWROSTFT 后的时频表示和用谱峰检测法所提取到的瞬时频率。计算得到图 18(b) 中瞬时频率与转频的平均比值为 5.43,等于实验轴承的 FCC_i ,因此可以判断出该轴承存在内圈故障。

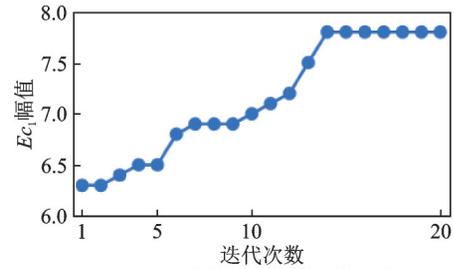
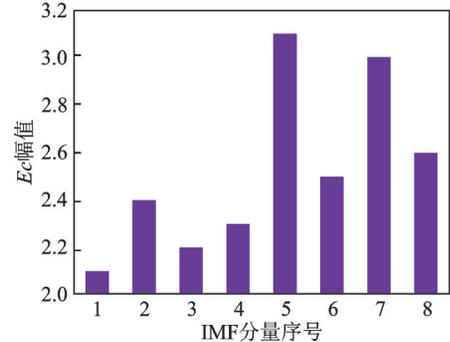
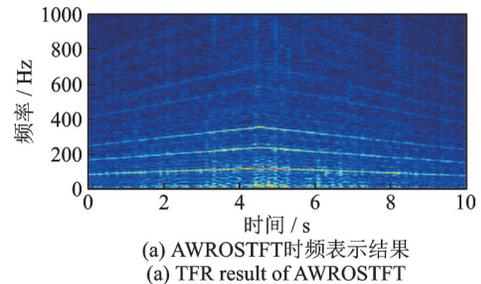
(a) E_{c1} 随迭代次数变化的曲线(a) E_{c1} curve with the variation of number of iterations(b) 各 IMF 分量 E_c 的幅值(b) E_c amplitude of each IMF component

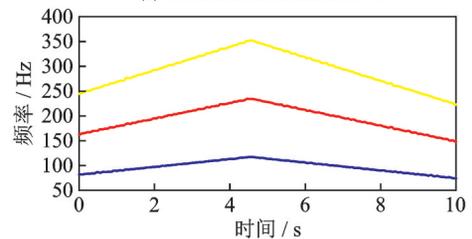
图17 PSO 优化 VMD 的结果

Fig. 17 Results of VMD optimization by PSO



(a) AWROSTFT 时频表示结果

(a) TFR result of AWROSTFT



(b) 从(a)中提取到的瞬时频率

(b) IF extracted from (a)

图18 本文所提方法的时频结果

Fig. 18 TFR results of proposed method

6 讨论

为了说明所提方法在识别变转速滚动轴承故障方面的可行性和适用性,分别使用 STFT, LCT 和 GLCT 三种方法对第 5 节的实验信号进行分析。图 19~22 分别为 STFT, LC, GLCT ($N=5$) 和 GLCT ($N=10$) 四种方法在窗口长度均为 128 时得到的 TFR 结果和各自提取到的瞬时频率。

比较图 18~22 的结果,可以看出所提 AWROSTFT 方法与其他四种时频表示方法相比,具有更

高的能量集中度和更窄的带宽,用谱峰检测法所提取到的时频脊线也更加光滑,并且在全局上能量都是处于最集中状态。表 4 为上述五种时频表示方法的 Renyi 熵值,其中本文 AWROSTFT 方法具有最小的 Renyi 熵值,因此 AWROSTFT 方法的能量集中度最高。

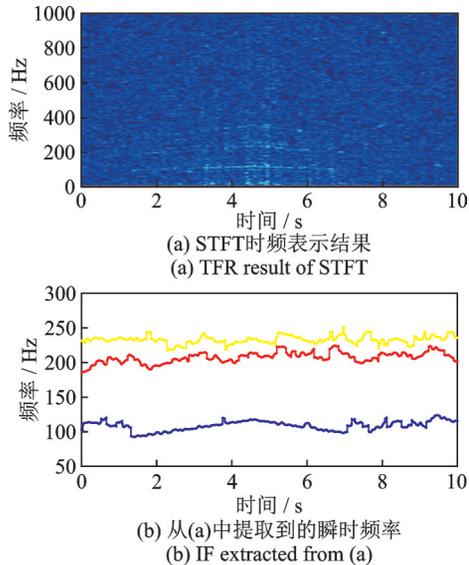


图 19 STFT 方法的时频结果
Fig. 19 TFR results of STFT method

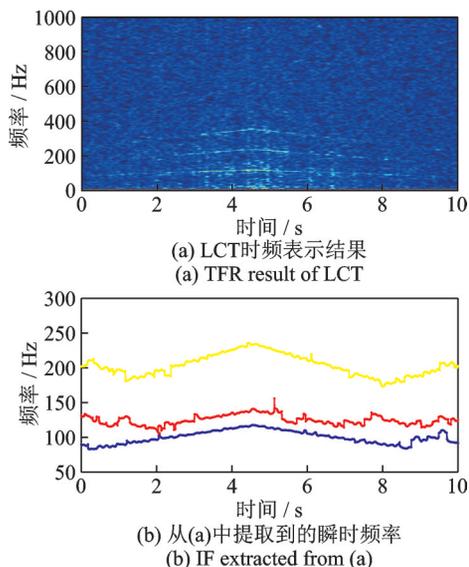


图 20 LCT 方法的时频结果
Fig. 20 TFR results of LCT method

为了进一步说明本文所提方法的优势,在相同参数设置下分别统计了上述五种时频表示方法的运算耗时,结果如表 5 所示。AWROSTFT 方法比 STFT 和 LCT 的耗时略长,但是这三种方法耗时的差距在 1 s 内,在实际应用中是可以被接受的。AWROSTFT 与 GLCT 方法相比计算效率较高,这是因为 AWROSTFT 在全局上只进行一次 LCT 运算,计算量大大降低。

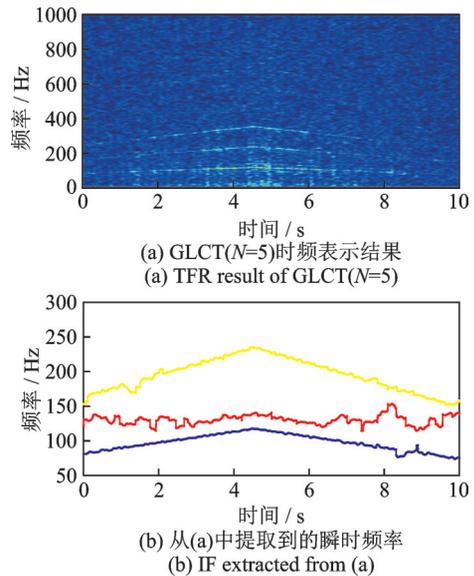


图 21 GLCT(N=5) 方法的时频结果
Fig. 21 TFR results of GLCT(N=5) method

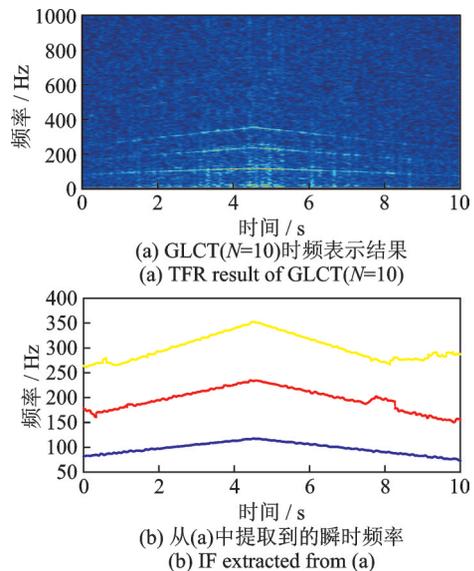


图 22 GLCT(N=10) 方法的时频结果
Fig. 22 TFR results of GLCT(N=10) method

表 4 五种时频表示方法的 Renyi 熵值
Tab. 4 Renyi entropy values of five TFR methods

时频表示方法	Renyi 熵值
STFT	28.141
LCT	24.487
GLCT(N=5)	17.935
GLCT(N=10)	12.466
AWROSTFT	7.011

综上所述,所提方法无论是在故障诊断的准确性方面,还是在运算耗时方面,其整体效果都要明显优于现有变转速故障诊断方法。主要是因为所提方法克服了时变窗口旋转度难以确定的问题,通过切线思想实现了自适应窗口旋转,解决了 STFT 在分析快速变化的非平稳信号上的局限性,既获得了良

表 5 不同的时频表示方法的运算耗时
Tab. 5 Time costs for different TFR methods

时频表示方法	运算耗时/s
STFT	3.478
LCT	3.586
GLCT(N=5)	17.319
GLCT(N=10)	31.533
AWROSTFT	4.266

好的时频分辨率和能量集中度,与其他窗口旋转优化方法相比又缩短了运算耗时,提高了变转速时频表示的能量集中度和滚动轴承故障诊断的准确性。但在处理复合故障的脊线交叉和转频曲线精度较低的情况时,本文还存在一定的局限性,后续将针对该问题进行研究。

7 结 论

针对现有 STFT 窗函数改进方法中所出现的能量集中度低、背景噪声强和运算耗时长等问题,本文提出了一种自适应旋转窗口优化短时傅里叶变换的变转速滚动轴承故障诊断方法,通过仿真信号和实验信号验证了所提方法的可行性。主要结论如下:

(1)VMD 算法能够有效抑制噪声成分,突出瞬态冲击,且 PSO 算法解决了 VMD 参数选择困难的问题。

(2)利用切线思想自适应地匹配时变窗口的旋转算子,解决了现有方法中窗口旋转度难以确定的问题,增强了算法的适用范围。

(3)与 STFT, LCT, GLCT 等方法进行比较,仿真和实验结果都表明:本文提出的 AWROSTFT 方法的能量集中度最高,能够准确诊断出变转速工况下滚动轴承的故障类型。

参考文献:

[1] Wang R, Zhang C Y, Yu L, et al. Rolling bearing weak fault feature extraction under variable speed conditions via joint sparsity and low-rankness in the cyclic order-frequency domain[J]. Applied Sciences, 2022, 12: 2449.

[2] Chen B, Yin P, Gao Y, et al. Use of the correlated EEMD and time-spectral kurtosis for bearing defect detection under large speed variation[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 139: 162-174.

[3] Feng Z P, Chen X W, Wang T Y. Time-varying demodulation analysis for rolling bearing fault diagnosis under variable speed conditions[J]. Journal of Sound Vibration, 2017, 400: 71-85.

[4] Mahgoun H, Chaari F, Felkaoui A. Detection of gear faults in variable rotating speed using variational mode decomposition (VMD)[J]. Mechanics & Industry, 2016, 17(2): 207.

[5] Shi J J, Liang M, Guan Y P. Bearing fault diagnosis under variable rotational speed via the joint application of windowed fractal dimension transform and generalized demodulation: a method free from prefiltering and resampling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 68-69: 15-33.

[6] Wang T Y, Chu F L. Bearing fault diagnosis under time-varying rotational speed via the fault characteristic order (FCO) index based demodulation and the stepwise resampling in the fault phase angle (FPA) domain [J]. ISA Transactions, 2019, 94: 391-400.

[7] Huang H, Baddour N, Liang M. Bearing fault diagnosis under unknown time-varying rotational speed conditions via multiple time-frequency curve extraction[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 414: 43-60.

[8] Jahagirdar A C, Gupta K K. Cumulative distribution sharpness profiling based bearing fault diagnosis framework under variable speed conditions[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(13): 15124-15132.

[9] Shi J J, Huang W G, Shen C Q, et al. Dual-guidance-based optimal resonant frequency band selection and multiple ridge path identification for bearing fault diagnosis under time-varying speeds[J]. IEEE Access, 2019, 7: 144995-145012.

[10] 赵明. 变转速下机械动态信息的自适应提取与状态评估[D]. 西安:西安交通大学, 2017.

Zhao Ming. Adaptive dynamic information extraction and state evaluation for machinery under varying speeds [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2017.

[11] 王晓龙, 闫晓丽, 何玉灵. 变速工况下基于 IEWT 能量阶次谱的风电机组轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2021, 42(4): 479-486.

Wang Xiaolong, Yan Xiaoli, He Yuling. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on IEWT energy order spectrum under variable speed condition[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(4): 479-486.

[12] Wang X L, Zhou F C, He Y L, et al. Weak fault diagnosis of rolling bearing under variable speed condition

- using IEWT-based enhanced envelope order spectrum [J]. *Measurement Science and Technology*, 2019, 30(3): 035003.
- [13] 孙云嵩,于德介,陈向民,等.基于信号共振稀疏分解的阶比分析及其在齿轮故障诊断中的应用[J].*振动与冲击*, 2013, 32(16): 88-94.
- Sun Yunsong, Yu Dejie, Chen Xiangmin, et al. Order domain analysis based on resonance-based sparse signal decomposition and its application to gear fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(16): 88-94.
- [14] Wang Y, Tse P W, Tang B P, et al. Order spectrogram visualization for rolling bearing fault detection under speed variation conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 580-596.
- [15] Abboud D, Antoni J, Eltabach M, et al. Angle/time cyclostationarity in rolling element bearing vibrations [C]. *The 4th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*. 2014.
- [16] Abboud D, Antoni J, Eltabach M, et al. Angle/time cyclostationarity for the analysis of rolling element bearing vibrations[J]. *Measurement*, 2015, 75: 29-39.
- [17] Urbanek J, Barszcz T, Jablonski A. Application of angular-temporal spectrum to exploratory analysis of generalized angular-temporal deterministic signals [J]. *Applied Acoustics*, 2016, 109: 27-36.
- [18] 白云川,陈成法,夏均忠,等.变转速下滚动轴承故障诊断方法研究现状分析[J].*军事交通学院学报*, 2019, 21(7): 52-56.
- Bai Yunchuan, Chen Chengfa, Xia Junzhong, et al. Current status of rolling bearing fault diagnosis method under variable speed[J]. *Journal of Military Transportation University*, 2019, 21(7): 52-56.
- [19] 赵晓平,吴家新,周子贤.改进的Seam Carving瞬时频率估计算法研究[J].*南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2017, 9(2): 214-219.
- Zhao Xiaoping, Wu Jiabin, Zhou Zixian. Instantaneous frequency estimation based on improved Seam Carving algorithm[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 9(2): 214-219.
- [20] 李恒,张氢,秦仙蓉,等.基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J].*振动与冲击*, 2018, 37(19): 124-131.
- Li Heng, Zhang Qing, Qin Xianrong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolution neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(19): 124-131.
- [21] Zhao Q R, Wang X, Li T T, et al. Analysis of coupling fault correlation and nonlinear vibration of multi-stage gear transmission system[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2021, 23(1): 114-126.
- [22] Pei S C, Huang S G. STFT with adaptive window width based on the chirp rate[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8): 4065-4080.
- [23] Yu G, Zhou Y Q. General linear chirplet transform[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70-71: 958-973.
- [24] Cheng Y, Wang Z W, Zhang W H, et al. Particle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problem for rolling element bearing fault diagnosis [J]. *ISA Transactions*, 2019, 90: 244-267.
- [25] 张俊,张建群,钟敏,等.基于PSO-VMD-MCKD方法的风机轴承微弱故障诊断[J].*振动、测试与诊断*, 2020, 40(2): 287-296.
- Zhang Jun, Zhang Jianqun, Zhong Min, et al. PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(2): 287-296.
- [26] 俞昆,罗志涛,李鸿飞,等.广义参数化同步压缩变换及其在旋转机械振动信号中的应用[J].*机械工程学报*, 2019, 55(11): 149-159.
- Yu Kun, Luo Zhitao, Li Hongfei, et al. General parameterized synchrosqueezing transform and its application in rotating machinery vibration signal[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(11): 149-159.
- [27] 王亚涛.变转速工况下的滚动轴承复合故障诊断方法研究[D].北京:北京化工大学, 2020.
- Wang Yatao. Research on compound fault diagnosis method of rolling bearing under varying speed conditions [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2020.
- [28] 赵德尊,李建勇,程卫东,等.变转速下基于广义解调算法的滚动轴承故障诊断[J].*振动工程学报*, 2017, 30(5): 865-873.
- Zhao Dezun, Li Jianyong, Cheng Weidong, et al. Rolling element bearing fault diagnosis based on generalized demodulation algorithm under variable rotational speed [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2017, 30(5): 865-873.
- [29] Stanković L. A measure of some time-frequency distributions concentration [J]. *Signal Processing*, 2001, 81(3): 621-631.

Fault diagnosis of rolling bearings under variable speed conditions based on adaptive window rotation optimization short-time Fourier transform

ZHAO Yi-nan¹, YAN Chang-feng¹, MENG Jia-dong², WANG Zong-gang³,
WANG Hui-bin^{1,4}, WU Li-xiao¹

(1.School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2.School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

3.College of Physics and Electromechanical Engineering, Hexi University, Zhangye 734000, China;

4.Department of Medical Technology, Zhangzhou Health Vocational College, Zhangzhou 363000, China)

Abstract: This paper proposes a fault diagnosis method for rolling bearings under variable speed conditions, based on the Adaptive Window Rotation Optimization Short-Time Fourier Transform (AWROSTFT). This method addresses the issue of low energy concentration caused by the fixed window effect in Short-Time Fourier Transform (STFT). Variational Mode Decomposition (VMD) is used to reduce the noise of the original vibration signal, and Particle Swarm Optimization (PSO) is employed to solve the complex problem of VMD parameter selection. A series of rotation operators are adaptively matched to the horizontal window in STFT using the tangent idea, aligning the rotation direction of the window with the instantaneous frequency modulation to improve the energy concentration of time-frequency representation. The instantaneous frequency, extracted by the spectral peak detection method, is divided by the frequency transformation curve. The result is matched with the fault characteristic coefficient of the bearing to achieve fault diagnosis of the rolling bearing under variable speed conditions. The results of simulation and experimental signals show that the proposed method effectively combines the advantages of PSO-VMD and AWROSTFT. Through the adaptive rotation window with the idea of tangency, the angle between the signal and the window function is globally reduced to zero, improving energy concentration, sharpening the time-frequency ridge line, and enabling fault diagnosis of rolling bearings under variable speed conditions.

Key words: fault diagnosis; time-frequency analysis; adaptive window rotation optimization short-time Fourier transform; VMD; variable speed conditions

作者简介: 赵一楠(1998—),男,硕士研究生。E-mail:zyn15537789892@163.com。

通讯作者: 剡昌锋(1974—),男,博士,研究员,博士生导师。E-mail:changf_yan@163.com。