

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413144

基于非高斯模型调制信号双谱的行星 轴承故障特征提取*

郭俊超

(天津理工大学机械工程学院 天津 300387)

摘要:调制信号双谱分析从共振频带中通过抑制随机噪声和干扰成分实现故障特征分量解调,作为行星轴承故障诊断中最为广泛应用的共振解调方法之一。此外,调制信号双谱具有保留相位信息并检测二次相位耦合信号和高斯噪声去除的特点,因此,检测振幅和相位调制的能力对于调制信号双谱的故障特征提取极其重要。然而,调制信号双谱无法高效地处理非高斯噪声。针对调制信号双谱难以分析非高斯噪声的问题,提出了基于非高斯噪声抑制的自回归模型滤波器,以改善其在行星轴承故障诊断与监测的性能。自回归模型滤波器表示时间变化的过程,其在捕获行星轴承数据故障特征信息方面非常有效,且被利用在消除非高斯噪声方面具有卓越的能力。因此,自回归模型滤波器被视为消除非高斯噪声的分析模型,并通过采用峭度准则明确非高斯噪声分析模型的阶数。最后,利用调制信号双谱处理非高斯噪声分析模型信号以去除高斯噪声和分解耦合调制成分,以准确地辨识行星轴承故障频率成分。通过对仿真信号和实验数据分析结果表明,非高斯模型调制信号双谱比快速谱峭度和调制信号双谱更能精确地诊断行星轴承故障特征。

关键词:自回归模型;非高斯模型调制信号双谱;行星轴承;故障诊断

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Fault feature extraction for planet bearing based on non-Gaussian model modulation signal bispectrum

Guo Junchao

(School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300387, China)

Abstract: As one of the most widely used resonance demodulation methods in planetary bearing fault diagnosis technology, modulation signal bispectrum demodulates the fault feature information from the resonance band via inhibiting the background noise and interference frequencies. In addition, modulation signal bispectrum has the characteristics of preserving phase information, detecting secondary phase coupling signals, and removing Gaussian noise. Therefore, the ability to detect amplitude and phase modulation is crucial for fault feature extraction of modulation signal bispectrum. To address the challenge of analyzing non-Gaussian noise in modulation signal bispectrum, an autoregressive model filter based on non-Gaussian noise suppression is proposed to improve its performance in planetary bearing fault diagnosis and monitoring. Autoregressive model filters effectively capture key features of data series and are applied with superior performance in removing non-Gaussian noise. Therefore, the autoregressive model is considered as a pre-filter process unit to reduce non-Gaussian noise in the original signal to improve the accuracy of modulation signal bispectrum. The order of the autoregressive model is determined adaptively using an indicator called kurtosis, further improving the effectiveness of the autoregressive model. Finally, the non-Gaussian noise analysis model signal is processed using modulation signal bispectrum to remove Gaussian noise and decompose coupled modulation components, thereby accurately identifying the frequency components of planetary bearing faults. The simulation and experimental analysis results demonstrate that non-Gaussian model modulation signal bispectrum achieves higher accuracy in diagnosing planetary bearing fault characteristics than fast kurtogram and modulation signal bispectrum.

Keywords: autoregression model; non-Gaussian model modulation signal bispectrum; planet bearing; fault diagnosis

0 引言

行星轴承被广泛地应用于机械装备中,成为最容易破坏的零部件之一。它的健康状况直接决定机械设备的工作能力和使用寿命,从而影响系统正常运维^[1]。如果故障不及时维修,可能会影响机械设备的正常运行,甚至造成安全问题和重大经济损失。为了避免意外发生,故障监测方法在实际工业中被广泛采用^[2]。由于行星轴承的振动数据通常呈现非线性和非平稳的特性,因此很难通过使用时域分析或频域分析来高效地辨识行星轴承的故障特征^[3-4]。于是,在故障诊断领域开发了许多时频分析方法,例如维格纳-威利分布(Wigner-Ville distribution, WVD)^[5]、形态非抽样小波(morphological undecimated wavelet, MUW)^[6]、降维模态分解(reduced mode decomposition, RMD)^[7]和同步压缩小波变换(synchrosqueezed wavelet transforms, SST)^[8]等。但是,上述算法都有其自身的局限性。例如,WVD能够有效地描述振动信号的能量分布状况,但受交叉频率成分的干扰。MUW拥有优异的多分辨率能力,但其小波基和母小波参数应需提前筛选好。RMD作为典型的非线性振动信号分解算法,将实际的工程数据分解为模态函数成分,但受端点效应和模态混叠的影响。SST作为一种卓越的多分量信号频带分解算法,但受二进制频带选取原则的干涉。此外,还存在非线性和非平稳算法用于行星轴承故障监测与诊断中^[9-10],但其主要应用于振动信号消除噪声方面。

近年来,调制信号双谱(modulation signal bispectrum, MSB)已经出现在机械设备故障监测中,因其具有检测二次相位耦合信号和高效地解调实际工程数据调制成分性能。Gu等^[11]应用MSB对具有调制成分的感应电机转子故障信号进行解调,获取故障信号的敏感特征成分。Guo等^[12]提出了一种多元频率转移双谱估计器用于解调行星齿轮故障信号的调制分量以准确地获取故障特征成分,提高了行星齿轮的故障诊断精度。Tian等^[13]提出了一种MSB检测器实现了幅值调制成分解调,成功地诊断了行星轮系的故障。Guo等^[14]提出了一种局部MSB用于行星齿轮箱的多振源耦合调制信号分离及解调。上述研究工作内容证明了MSB在解调和检测二次相位耦合信号方面具有良好性能,但其并不能对非高斯噪声进行有效处理。因此,MSB可能会在分析振动数据中非高斯噪声时表现不佳,从而使诊断故障的准确性受到影响。

为了解决上述问题,提出了基于非高斯模型调制信号双谱(non-caussian model modulation signal bispectrum AR-MSB)。首先,采用自回归(autoregressive model, AR)模型滤波器消除行星轴承振动数据中非高斯噪声成分。随后,利用最大峭度准则获取AR模型滤波器的最佳阶

数。最后,应用MSB在AR模型处理数据上分解调制分量和消除高斯噪声,使行星轴承故障频率得到准确的获取。通过对模拟信号和实验数据的分析,AR-MSB在行星轴承故障监测与诊断中比快速谱峭度(fast kurtogram, FK)和MSB更好。

1 非高斯模型调制信号双谱方法

1.1 AR模型滤波器

当局部缺陷发生时,行星轴承的振动信号往往表现出波动性聚集和过峰度现象。AR模型作为描述振动信号特征的参数化方法^[15-16],其表示为:

$$X_m = \sum_{i=1}^p a_i X_{m-i} + \varepsilon_m \quad (1)$$

其中, X_m 和 p 分别表示在时间 m 处的预测信号值和模型阶数, $a_i (i = 0, 1, 2, \dots, p)$ 表示自相关系数, ε_m 表示一个均值为零且条件方差 σ_m^2 时变的随机过程。因此, AR模型可以消除 ε_m 来消除振动数据中的非高斯噪声成分。AR模型预测滤波的过程如图1所示,其中, X_p 表示第 p 个数据点, X_{m-p} 表示截取以后的滤波成分。

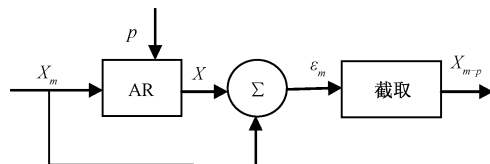


图1 AR预测滤波的过程

Fig. 1 The process of AR prediction filtering

AR模型的阶数 p 对其预测滤波器非常重要。目前,相关的准则(例如,贝叶斯信息准则、最终预测误差准则、变分贝叶斯准则和最大峭度准则等)被采用来选取AR模型的阶数^[17]。其中,利用最大峭度准则来优化AR模型的最优阶数。

1.2 调制信号双谱分析

根据理论分析,MSB不仅具有消除高斯噪声的特性,而且还可以分解测量数据的调制特征, $X(f)$ 的MSB ($B_{MS}(f_1, f_2)$) 被定义为^[12]:

$$B_{MS}(f_1, f_2) = E \langle X(f_1 + f_2) X(f_1 - f_2) X^*(f_1) X^*(f_1) \rangle \quad (2)$$

式中: $E \langle \rangle$ 为期望算子;“ $*$ ”为复共轭; f_1 和 f_2 为载波频率和调制频率; $(f_1 + f_2)$ 和 $(f_1 - f_2)$ 分别为较高和较低的边带频率。

MSB总相位定义为:

$$\theta_{MS}(f_1, f_2) = \theta(f_1 + f_2) + \theta(f_1 - f_2) - \theta(f_1) - \theta(f_1) \quad (3)$$

当 f_1 和 f_2 耦合时,它们相位表示为:

$$\begin{cases} \varnothing(f_1 + f_2) = \varnothing(f_1) + \varnothing(f_2) \\ \varnothing(f_1 - f_2) = \varnothing(f_1) - \varnothing(f_2) \end{cases} \quad (4)$$

将式(3)输入到式(4),得到 MSB 总相位=0。于是,双谱峰值出现在频率 (f_1, f_2) 上。为使边带幅值得到较为精确地量化,采用幅值归一化消除对 MSB 的影响,MSB 边带估计器定义为:

$$B_{MS}^{SE}(f_1, f_2) = \frac{B_{MS}(f_1, f_2)}{\sqrt{|B_{MS}(f_1, 0)|}} \quad (5)$$

式中: $B_{MS}(f_1, 0)$ 表示 $f_1 = 0$ 时所估计的功率谱平方。MSB 边带估计器的处理结果如图2所示。

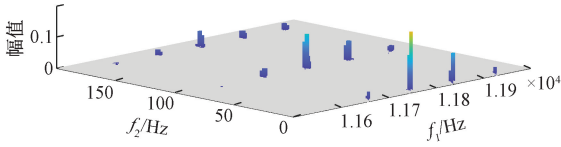


图2 MSB 边带估计器的处理结果

Fig. 2 Result of the MSB sideband estimator

根据图2所示 MSB 边带估计器的结果,可以看出,频带 f_1 的最大 B_{MS}^{SE} 峰值是在一个特定的数值范围内检测故障的最佳频率。为了得到 f_1 切片,通过对 f_2 方向上 MSB 幅值进行平均获取处理结果如图3所示。

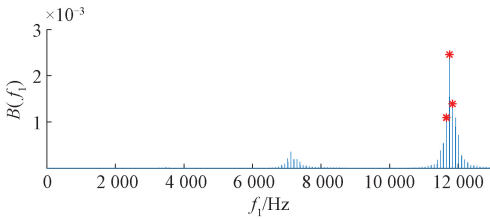


图3 MSB 的切片的结果

Fig. 3 Result of the MSB slice

其中 $B(f_1)$ 定义为:

$$B(f_1) = \frac{1}{M-1} \sum_{m=2}^M B_{MS}^{SE}(f_1, m\Delta f) \quad (6)$$

式中: Δf 表示 f_2 方向的频率分辨率。

为了得到更可靠的处理结果,通过利用图3中标注的“*”MSB 切片的平均值来生成 MSB 检测器,其定义为:

$$B(f_2) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N B_{MS}^{SE}(f_1^n, f_2), f_2 > 0 \quad (7)$$

式中: N 为所选取 MSB 切片的数目。MSB 检测器如图4所示。

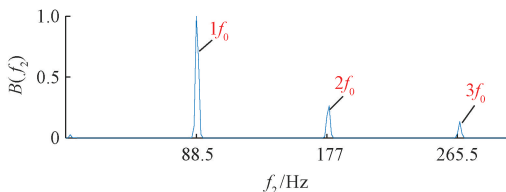


图4 MSB 检测器的结果

Fig. 4 Result of the MSB detector

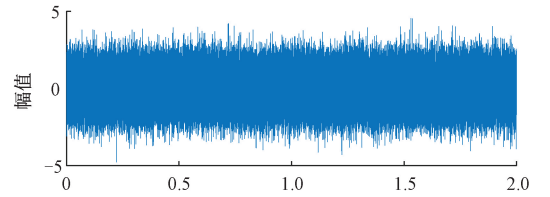
2 仿真分析

2.1 信号模型

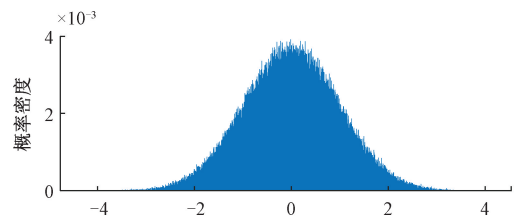
由于设备在实际工作条件会受到恶劣复杂环境的影响,因此在仿真信号 $y(t)$ 中加入高斯噪声 $n_1(t)$ 和非高斯噪声 $n_2(t)$,以模拟行星轴承的运行特性来证明 AR-MSB 的可行性,其 $y(t)$ 表示^[13]为:

$$\begin{cases} y(t) = \sum_{m=-N}^N A_m(t_i) e^{-\alpha(t_i)} \sin(2\pi f_c t) + \\ n_1(t) + n_2(t) \\ t_i = t - (m/f_0) \end{cases} \quad (8)$$

式中: A_m 为第 m 个故障脉冲成分的幅值大小; N 为脉冲数目; $f_0 = 88.5$ Hz 表示故障特征频率; α 和 f_c 表示衰减参数和共振频率。 $n_1(t)$ 和 $n_2(t)$ 的波形和概率密度函数(probability density function, PDF)如图5和6所示。



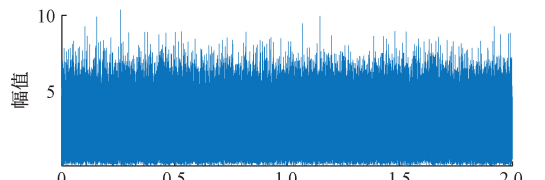
(a) 波形
(a) Waveform



(b) 概率密度函数
(b) PDF

图5 高斯噪声

Fig. 5 Gaussian noise



(a) 波形
(a) Waveform

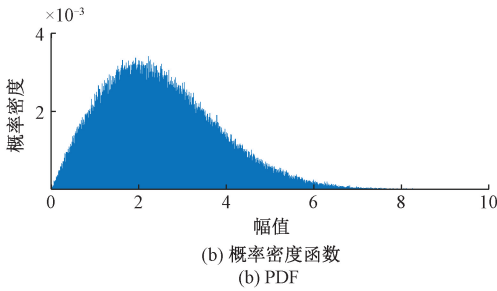


图6 非高斯噪声

Fig. 6 Non-Gaussian noise

2.2 AR 模型抑制非高斯噪声

图7表示行星轴承模拟信号加入信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)为-9.62 dB的高斯噪声生成的波形和频谱。在模拟信号中加入不同SNRs的非高斯噪声,以验证AR模型消除非高斯性的能力。

然后将模拟信号用AR模型滤波器处理,根据最大峭度准则确定最佳阶数 p 及对应的最大峭度值。AR模型在不同SNRs下的阶数和对应的最大峭度值分别为7和3.054、14和3.078、4和3.072。

最后在AR模型滤波信号中利用MSB来分解调制分量成分,其分析结果如图8(a)、(c)、(e)所示。另外,为了进一步对比,使用常规的MSB进行对比分析,其结果如图8(b)、(d)、(f)所示,可见MSB故障特征提取效果随着非高斯噪声的逐渐升高而每况愈下。这说明MSB对非高斯噪声具有极强地敏感特性。同时,在同等条件下添加AR模型滤波器,可以高效地增强故障特征辨识

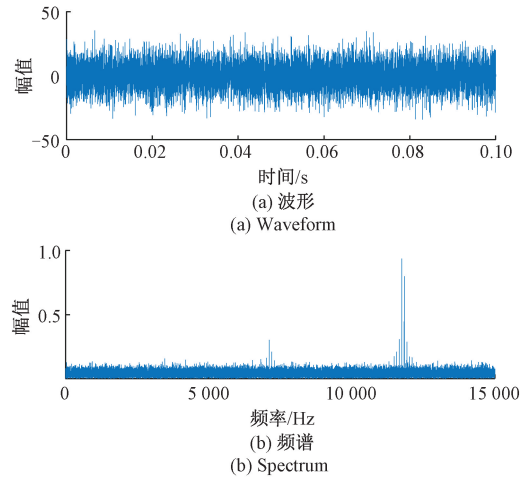


图7 高斯噪声 SNR=-9.62 dB 的轴承仿真信号

Fig. 7 Bearing simulation signal with Gaussian noise SNR=-9.62 dB

度。所以,分析结果表明AR模型滤波器对非高斯噪声的抑制是有效的。

2.3 MSB 抑制高斯噪声

图9表示添加SNR为-7.80 dB的非高斯噪声行星轴承模拟信号的波形和频谱。不同SNRs的高斯噪声被添加到模拟信号中,从而验证了MSB对高斯噪声的消除能力。

然后,通过AR模型滤波器对行星轴承模拟波形进行处理分析。不同SNRs下的最佳AR模型阶数和

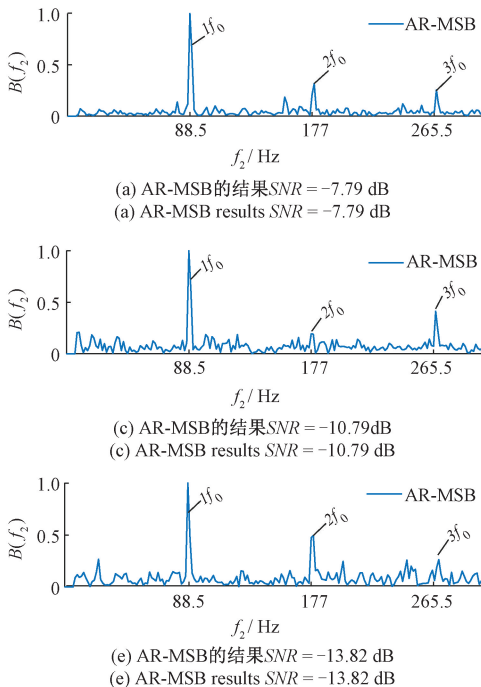


图8 AR-MSB 和 MSB 的对比结果

Fig. 8 The comparison results of the AR-MSB and MSB for non-Gaussian noise reduction

应的最大峭度值分别为 8 和 3.027, 7 和 3.042, 9 和 3.024。采用 MSB 对 AR 模型滤波成分处理, 其结果如图 10 所示。在图 10 中, AR-MSB 提取故障特征的效果随着

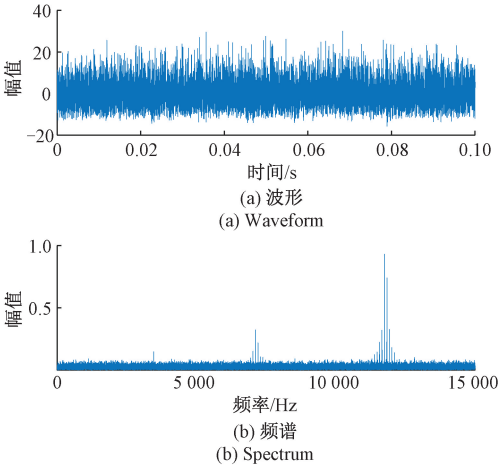


图 9 非高斯噪声 $SNR=-7.80$ dB 的轴承仿真信号
Fig. 9 Bearing simulation signal with non-Gaussian noise
 $SNR=-7.80$ dB

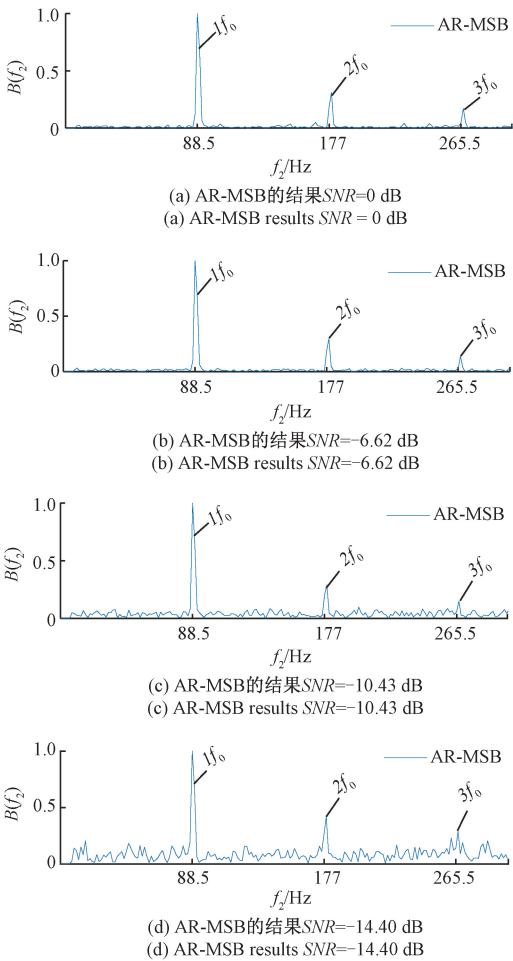


图 10 不同 $SNRs$ 下 AR-MSB 的分析结果
Fig. 10 The analysis result of AR-MSB for Gaussian noise reduction under different $SNRs$

高斯噪声的升高而十分相似, 说明 MSB 对高斯噪声的抑制是极其高效的。

3 实验验证

为了证明 AR-MSB 方法的有效性和可行性, 采用行星轴承故障的测量数据进行研究。行星齿轮箱实验台如图 11 所示, 其涉及发电机、电动机和行星齿轮箱等设备。行星轴承内圈故障如图 12 所示, 其结构参数如表 1 所示。加速度传感器的灵敏度为 28.7 mV/ms^{-2} , 并粘贴在行星齿轮的外壳上以采集测量信号。实验数据的采样频率和主轴转速分别为 96 kHz 和 $1\,500\text{ rpm}$ 。因此, 主轴的旋转频率 f_r 约为 25 Hz , 内圈故障特征频率 f_i 为 65.17 Hz 。

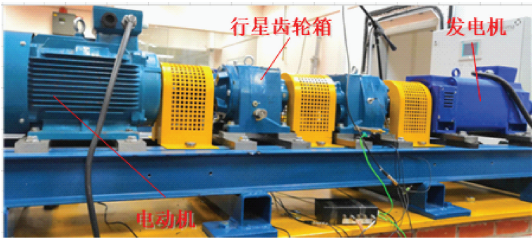


图 11 行星齿轮箱试验台
Fig. 11 Planetary gearbox test platform



图 12 行星轴承内圈故障
Fig. 12 Planet bearing with inner race fault

表 1 行星轴承的详细参数
Table 1 Detailed parameters of the planet bearing

轴承型号	滚子直径 d/mm	节径 D_m/mm	滚动体个数 z	接触角 $\beta/(\text{^\circ})$
6008	7.9	54	12	0

行星轴承内圈故障数据的波形和频谱如图 13 所示。由于数据中存在背景噪声, 时域波形中的脉冲周期性被完全淹没, 且在频谱中无法观察到有效信息。因此, 需要对行星轴承监测数据进行进一步分析与故障诊断。

为了辨识行星轴承故障特征, AR-MSB 被利用来处理故障波形成分。首先, 通过利用 AR 模型滤波器对行星轴承测量信号进行预处理分析。AR 模型阶数及其相应的最大峭度值分别为 2 和 5.02。AR 模型滤波信号的频谱如图 14 所示, 故障特征频率 f_i 及其谐波无法被辨识。

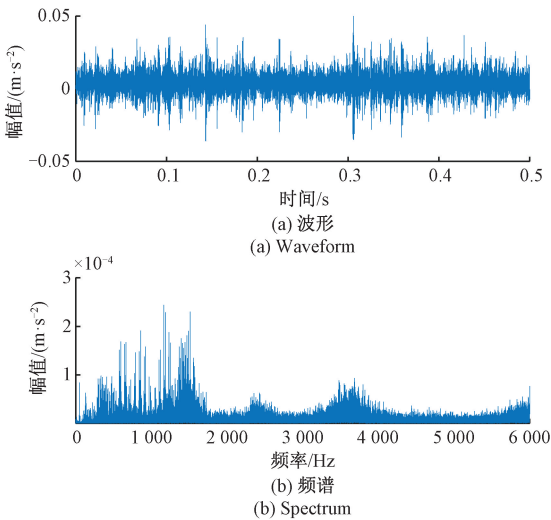


图 13 行星齿轮内圈故障信号

Fig. 13 Vibration signal of planet bearing with inner race fault

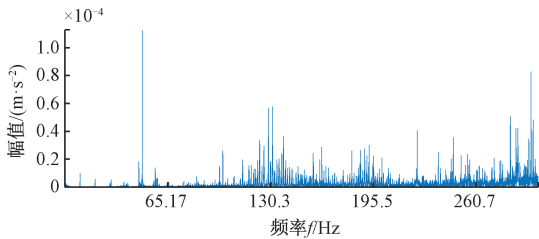


图 14 AR 模型信号的频谱

Fig. 14 The frequency spectrum of AR model signal

随后,应用 MSB 对 AR 模型滤波信号分解调制分量成分以辨识故障特征,其结果如图 15 所示。在图 15 中,目标信号频率处的频谱峰值非常明显,噪声干扰被明显抑制。此外,为了进一步证明 AR-MSB 方法的优越性,FK^[18]和 MSB^[13]方法被用于分析行星轴承实测数据成分,其结果如图 16 和 17 所示。在图 16 中,可以辨识目标信号频率处的频谱峰值,但其掺杂着噪声和干扰分量。图 17 中高次故障特征隐藏在许多干扰谱峰中,不易识别。综上,实验结果表明,AR-MSB 方法比 FK 和 MSB 更准确在行星轴承内圈故障检测中。

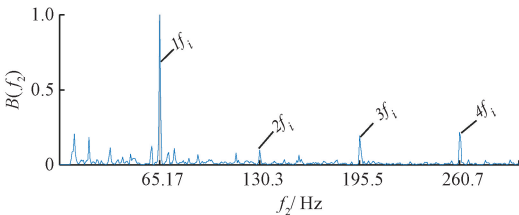


图 15 AR-MSB 的分析结果

Fig. 15 Result of the AR-MSB for planet bearing

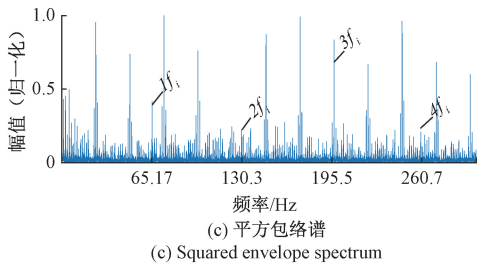
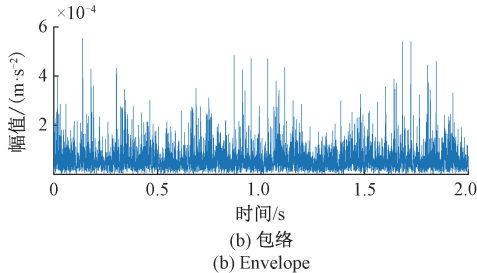
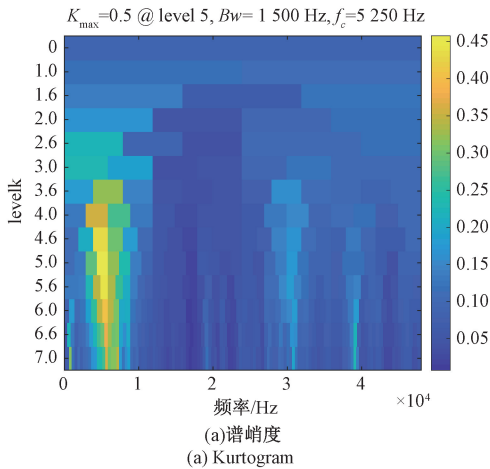


图 16 快速谱峭度的分析结果

Fig. 16 Results of the FK for planet bearing

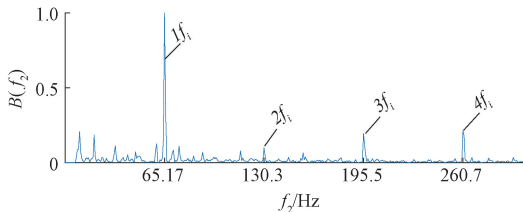


图 17 MSB 的分析结果

Fig. 17 Result of the MSB for planet bearing

4 结 论

本研究提出了一种非高斯模型调制信号双谱的分析方法,用于行星轴承的故障监测与诊断。AR 模型滤波器高效地消除非高斯噪声以增强实际数据中瞬态脉冲成分,而 MSB 则用于抑制高斯噪声以分解 AR 模型滤波信

号中调制特征成分,以准确地辨识目标信号频率处的频谱峰值。模拟信号和实验案例分析结果表明,AR-MSB方法提供了更鲁棒性的监测结果,并减少了MSB结果的脉冲干扰,从而高效地增强了MSB的解调性能。此外,AR-MSB方法比传统MSB和FK更精确地辨识行星轴承故障特征。

参考文献

- [1] GUO J CH, HE Q B, GU F SH. DNOCNet: A novel end-to-end network for induction motor drive systems fault diagnosis under speed fluctuation condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(6): 8284-8293.
- [2] 李志星,李天昊. 基于多因子进化稀疏重构的轴承故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6):161-170.
- LI ZH X, LI T H. Research on bearing fault diagnosis based on multi-factor evolutionary sparse reconstruction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6):161-170.
- [3] GUO J CH, GU F SH, BALL A D. Multivariate fusion covariance matrix network and its application in multichannel fault diagnosis with fewer training samples[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(1): 77-85.
- [4] 孟事业,罗倩. 基于CEEMDAN优化的轴承故障变分推断诊断算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 94-101.
- MENG SH Y, LUO Q. Variational inference algorithm for bearing fault diagnosis based on CEEMDAN optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 94-101.
- [5] AL-SA'D M, BOASHASH B, GABBOUJ M. Design of an optimal piece-wise spline wigner-ville distribution for TFD performance evaluation and comparison[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 3963-3976.
- [6] 黎国强,魏美容,吴德烽,等. 零故障样本下小波知识驱动的工业机器人故障检测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9):166-176.
- LI G Q, WEI M R, WU D F, et al. Wavelet knowledge-driven mechanical equipment fault detection with zero-fault samples[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9):166-176.
- [7] CHENG J, PAN H Y, TONG J Y, et al. Reduced mode decomposition: A new signal decomposition method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 6503109.
- [8] SHI J, CHEN G, ZHAO Y N, et al. Synchrosqueezed fractional wavelet transform: A new high-resolution time-frequency representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2023 (71): 264-278.
- [9] ZHANG R L, GU F SH, MANSAP H, et al. Gear wear monitoring by modulation signal bispectrum based on motor current signal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94: 202-213.
- [10] 栾孝驰,赵俊豪,沙云东,等. 基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 251-262.
- LUAN X CH, ZHAO J H, SHA Y D, et al. A main bearing fault feature enhancement method based on cyclical information extraction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 251-262.
- [11] GU F SH, WANG T, ALWODAI A M, et al. A new method of accurate broken rotor bar diagnosis based on modulation signal bispectrum analysis of motor current signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015(50/51): 400-413.
- [12] GUO J CH, HE Q B, ZHEN D, et al. Multivariate frequency transfer bispectrum estimator for gearbox drive system fault diagnosis using motor current signature analysis[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2024, 39(3): 2106-2114.
- [13] TIAN X E, GU J X, REHAB I, et al. A robust detector for rolling element bearing condition monitoring based on the modulation signal bispectrum and its performance evaluation against the Kurtogram[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018 (100):167-187.
- [14] GUO J CH, HE Q B, YANG Y, et al. A local modulation signal bispectrum for multiple amplitude and frequency modulation demodulation in gearbox fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(5): 3189-3205.
- [15] ZHANG ZH, GUI W H. Statistical inference of reliability of generalized Rayleigh distribution under progressively type-II censoring[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2019, 361: 295-312.

[16] ZHU H Q, PAN X, XIE Q Y. Merging Student's-t and Rayleigh distributions regression mixture model for clustering time-series[J]. Neurocomputing, 2017, 266: 247-262.

[17] ZHANG T, CHEN W ZH, LI M Y. AR based quadratic feature extraction in the VMD domain for the automated seizure detection of EEG using random forest classifier[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 31: 550-559.

[18] WU W Y, YI C, BAI J, et al. Envelope harmonic noise ratio based adaptive Kurtogram and its application in bearing compound fault identification[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(9): 8701-8714.

作者简介



郭俊超(通信作者),2016 年于华北理工大学获得学士学位,2021 年于河北工业大学获得博士学位,现为天津理工大学讲师,主要研究方法为机械故障诊断和智能监测。

E-mail: jc_guo12@163.com.

Guo Junchao (Corresponding author) received the B.Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2016, received the Ph.D. degree from Hebei University of Technology in 2021. Now he is a lecturer at Tianjin University of Technology. His current research interests include fault diagnosis and intelligent monitoring.