

优化 AR 模型的滚动轴承故障 IAS 信号诊断方法

朱云贵, 郭瑜, 陈鑫, 杨新敏, 邹翔

(昆明理工大学机电工程学院, 云南昆明 650500)

摘要: 针对振动传感器不易安装场合的滚动轴承故障诊断困难的问题, 提出了一种基于优化 AR 模型的滚动轴承故障瞬时角速度 (instantaneous angular speed, IAS) 信号诊断方法。采用向前差分法估计获取 IAS 信号; 基于有偏估计自相关分析优化 AR 模型, 依据自相关峭度最大原则确定最优阶次 p 并进行 AR 预测剔除 IAS 信号中的周期分量, 获得包含丰富轴承故障信息的残余分量; 对残余信号预白化处理使得各频带重要程度同等并包络提取故障特征。通过仿真信号和实测外圈数据验证了所提方法的有效性; 试验对比分析结果显示, 与现有基于振动信号的快速谱峭度结合阶次分析的方法相比, 所提方法的计算效率有显著提高。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; AR 模型; 有偏估计; IAS 信号

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2024)12-2141-07

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2024.12.016

引言

目前, 针对滚动轴承故障的诊断方法较多, 但大多数基于振动信号, 例如, 快速谱峭度 (Fast Kurtogram, FK) 分析方法^[1]基于振动信号对滚动轴承进行故障诊断时, 根据 1/3-二叉树滤波器组方式确定带通滤波器中心频率及带宽, 获得合适的共振频带, 进行包络解调时的频带细分易增加时间成本, 而在实际工程应用中, 企业更多关注的是如何高效检测出滚动轴承是否存在故障。在一些工况下可能难以有效安装振动传感器^[2], 例如, 需要做较大范围运动的工业机器人关节臂、旋转矢量 (rotate vector, RV) 减速器等场合的滚动轴承故障诊断较为困难, 亟待研究新的诊断途径。

相较于振动传感器, 编码器通常内置于伺服电机中, 无需额外安装和定期校准。研究表明, 由编码器采集获得的信号计算而来的瞬时角速度 (instantaneous angular speed, IAS) 信号与转子动力学直接相关, 具有传递路径短、干扰少等优点^[3], 并且在编码器线数较少情况下也能够较好地反映滚动轴承旋转时的故障信息。近年来, 基于 IAS 信号特征分析的滚动轴承故障检测技术受到了国内外许多专家学者的关注。例如, MOUSTAFA 等^[4]研究了低速工况下基于 IAS 信号的轴承故障尺寸的估计。但其只简单验证了 IAS 信号对滚动轴承故障检测的有效

性, 并未考虑转频、齿轮等周期性分量对最终结果辨识难易程度的影响。

自回归 (autoregressive, AR) 模型^[5]是一种用于提取复杂信号中平稳分量的高效线性预测模型, 其关键在于确定 AR 模型的最优预测阶次 p , 更大程度提取出复杂信号中周期性成分, 同时使得残余信号中的故障信息更显著; 而最优阶次 p 通常以赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC)^[6]、最终预报误差准则 (final prediction error criterion, FPE)^[7]等判别准则进行选取, 但这些准则通常需要大量数据点来提高其准确性, 且单独使用一种准则进行判定可信度不高^[5]。此外, 因峭度对故障冲击敏感, 可被用于 AR 模型预测阶次判别指标。例如, 文献^[5]中以峭度最大原则确定 AR 模型最优阶次 p 来剥离角域重采样信号中齿轮干扰分量。但峭度指标易受随机噪声的干扰, 导致 AR 模型预测时难以选取最优阶次 p , 从而影响最终故障检测结果的判断。自相关函数 (autocorrelation function, ACF)^[8]具有良好的降噪功能, 已被广泛应用于滚动轴承故障诊断中, 但多为基于无偏估计的自相关分析方法, 当噪声较强时容易失效, 而基于有偏估计的自相关分析具有更强的抗干扰能力。另一方面, 与滚动轴承故障对应的振动冲击不同, 滚动体与滚道间缺陷处接触时刚度发生变化产生的微小 IAS 波动分量通常难以激起高频共振, 对 IAS 信号使用 FK 难以找到合适的解调频带完成滚动轴承的故障诊断。但研究表

明,预白化处理后的信号可使各个频带的重要程度相同,无需确定共振频带,可直接进行包络谱分析^[9]。

为了实现振动传感器不易安装场合的滚动轴承故障诊断,本文结合 IAS 信号优势,提出了一种基于优化 AR 模型的滚动轴承故障 IAS 信号诊断方法。通过仿真信号和实测数据验证了所提方法的有效性。

1 理论方法简介

1.1 旋转编码器信号的 IAS 计算

设编码盘外环上刻有 M 个光栅,通过高速计数器拾取编码器光栅的上升沿或下降沿对应的角度差 $\Delta\theta$,同时使用 T 法^[10]对相邻编码脉冲之间的时间间隔 Δt_i 进行采集,利用向前差分法^[3]估计 IAS,可表示为:

$$IAS = \frac{\Delta\theta_i}{t_i - t_{i-1}} = \frac{\Delta\theta}{\Delta t_i} \quad (1)$$

式中 IAS 表示 t_i 时刻对应的 IAS 值; Δt_i 为两个连续编码脉冲之间的时间间隔; $\Delta\theta_i$ 为编码盘相邻光栅间隔角度。忽略编码器制造误差, $\Delta\theta_i = \Delta\theta = 2\pi/M$, M 为旋转编码器光栅盘刻度线数。

1.2 自相关函数与估计方法的选取

对于离散瞬时角速度信号 $IAS(n)$,其自相关计算公式为:

$$R_x(\tau) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} IAS(n)IAS(n+\tau) \quad (2)$$

式中 τ 为时移; $R_x(\tau)$ 表示经时间 τ 延拓后的信号与原始信号的相似程度, $R_x(\tau)$ 值越大,相似程度越高。

有偏估计和无偏估计是互相关函数的主要估计方法。设两个离散信号序列为 $x_a(n)$ 和 $x_b(n)$,则两个信号的互相关有偏估计和无偏估计可分别表示为:

$$\hat{R}_{ab}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-|m|} x_a(n)x_b(n+m) \quad (3)$$

$$\hat{R}_{ab}(m) = \frac{1}{N-|m|} \sum_{n=0}^{N-1-|m|} x_a(n)x_b(n+m) \quad (4)$$

式中 $m = -(N-1), -(N-2), \dots, 0, \dots, N-2, N-1$ 。

自相关分析被广泛应用于滚动轴承故障诊断,但多数为基于无偏估计的自相关分析,然而传感器采集的信号易受强噪声的干扰,相比于无偏估计算法,有偏估计自相关分析的抗干扰能力更强^[8]。因此,研究中采用有偏自相关分析对 AR 模型进行优化处理。

1.3 有偏估计自相关优化 AR 模型

AR 模型^[5]在滚动轴承故障检测中常用于去除周期性成分,进而增强随机信号中滚动轴承故障信息。设长度为 N 的零均值平稳信号序列 $IAS(n)$,则基于 AR 模型的预白化过程可表示^[11]为:

$$e(n) = IAS(n) - \sum_{i=1}^p a(i)IAS(n-i) \quad (5)$$

式中 $e(n)$ 表示 AR 模型预白化后的残差信号; $a(i)$ 为自回归系数; p 为 AR 模型的阶数。在对信号进行线性预测时,AR 模型阶次 p 的取值会直接影响最终的预测效果^[12]。因此,如何选取合适的 p 值是算法有效实现的关键。本文基于有偏估计自相关分析对 AR 模型进行优化,并以残差信号自相关峭度值最大化为评价指标确定 AR 模型的最优阶次 p 。其流程图如图 1 所示。

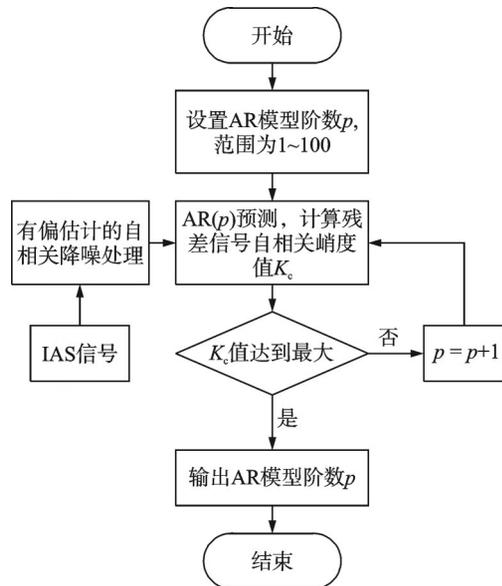


图 1 AR 模型预测阶次的确定

Fig. 1 Determination of the prediction order of the AR model

具体步骤如下:

步骤 1: 确定 AR 模型的合理阶次范围。参照文献^[13]设置 AR 模型阶次 p 的范围为 1~100。

步骤 2: 有偏估计自相关优化 AR 模型。利用有偏估计的自相关分析方法对 IAS 信号进行处理,然后对信号进行预测,计算各阶预测所得预白化残差信号的自相关峭度值 K_c ,其计算公式如下:

$$K_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{R_{xx}(x_i - \bar{x})}{\sigma} \right)^4 \quad (6)$$

式中 x_i 表示离散 IAS 信号; \bar{x} 表示信号均值; σ 为信号的标准差; R_{xx} 表示有偏估计自相关系数。

步骤 3: 最优阶次的确定。计算对比不同阶次下残余信号的自相关峭度值,找出自相关峭度值达到最大时对应的阶次 p ,即为 AR 模型预测的最优阶次 p 。

2 滚动轴承故障诊断流程

本文提出一种基于优化 AR 模型的滚动轴承故障 IAS 信号诊断方法,诊断流程如图 2 所示。

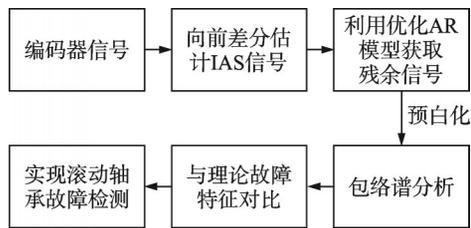


图 2 滚动轴承故障诊断流程

Fig. 2 Rolling bearings fault diagnosis process

详细步骤如下:

步骤 1: 根据采集的原始编码器信号使用式(1)计算获取 IAS 信号,并进行去均值处理。

步骤 2: 利用 1.3 节中优化后的 AR 模型对 IAS 信号进行线性预测,剔除周期性分量干扰,得到包含丰富轴承故障信息的残差信号,并进行预白化处理。

步骤 3: 为了更好地揭示故障特征,包络提取步骤 2 中预测所得预白化信号的包络阶次谱。

步骤 4: 分析步骤 3 所得的包络阶次谱,并通过与滚动轴承理论故障特征阶次进行对比,完成滚动轴承的故障诊断。

3 仿真分析

3.1 仿真信号模型

当滚动轴承外圈出现局部故障时,转轴瞬时角速度将会产生一定规律性波动,但实际工况下信号组成较复杂,如电机影响、转轴速度变化以及滚动轴承故障引起的速度波动等。

因此,为了验证本文所提方法的有效性,采用轴承外圈故障仿真信号进行分析验证,其仿真模型^[14]如下:

$$\begin{cases} IAS(\theta_i) = \omega + \sum_i s(\theta_i - iT_0) + \omega_n \\ \omega = \bar{\omega} + \sum_i A_i \sin(2\pi O_i \theta_i) \\ s(\theta_i) = A_1 e^{-a\theta} \sin(2\pi O_{out} \theta_i) \end{cases} \quad (7)$$

式中 ω 表示转轴转速及其瞬时波动成分,可由一个恒定速度值和多个正弦信号叠加合成; $\bar{\omega}$ 表示转轴的恒定转速; $s(\theta_i)$ 表示周期为 T_0 的轴承故障引起的周期性冲击,以此模拟滚动轴承外圈故障引起的速度波动; ω_n 为噪声成分。

研究中,模拟编码器线数为 5000(即旋转一圈

获取 5000 个数据点),滚动轴承仿真故障信号参数为:故障特征阶次 $O_{out}=5.23 \times$,幅值 $A_i=10$, $A_1=0.1$,转轴转频阶次设置为 $O_r=1 \times$,阻尼系数 $a=500$,信噪比设置为 -10 dB。

3.2 仿真信号分析

图 3 为仿真的编码器信号。从图中可看出,编码器信号无法直观获取滚动轴承相关故障信息,因此需要将其转换为 IAS 信号进行分析。图 4(a)给出的是 IAS 仿真信号旋转 10 圈的波形,图 4(b)为仿真 IAS 信号对应的包络阶次谱。

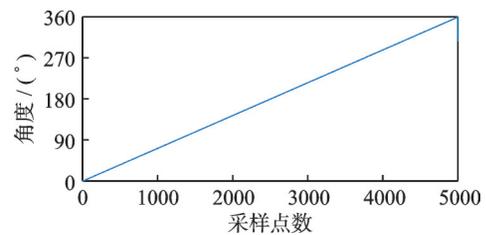
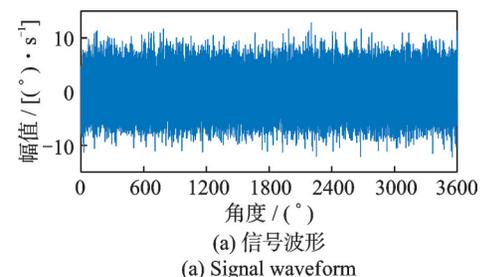


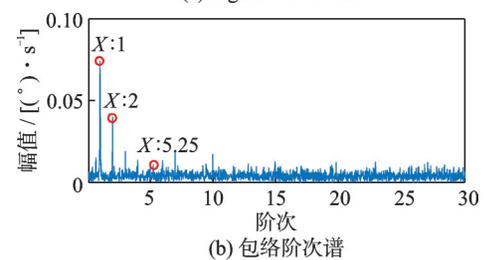
图 3 仿真编码器信号

Fig. 3 Simulated encoder signals



(a) 信号波形

(a) Signal waveform



(b) 包络阶次谱

(b) Envelope order spectrum

图 4 仿真 IAS 信号及其包络阶次谱

Fig. 4 Simulated IAS signals and their enveloped order spectrum

从图 4 包络阶次谱中可看出,转频阶次及其倍频占主导,与滚动轴承外圈故障相关的特征谱线难以辨识。利用未优化的 AR 模型对仿真信号进行处理,峭度最大原则选取优化阶次曲线如图 5 所示,峭度值最大时阶次 $p=3$,即最优阶次为 3,此时 AR 模型处理结果如图 6 所示。

观察图 6 可知,转频阶次及其谐波已被消除,但噪声以及随机噪声仍然较强,滚动轴承故障特征阶次谱线湮没其中,难以被有效识别。

为了有效提取故障特征,采用所提方法对仿真

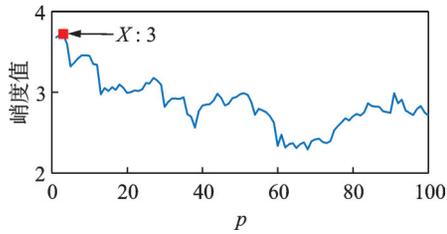


图 5 未优化 AR 模型阶次曲线

Fig. 5 Order curve of the AR model without optimization

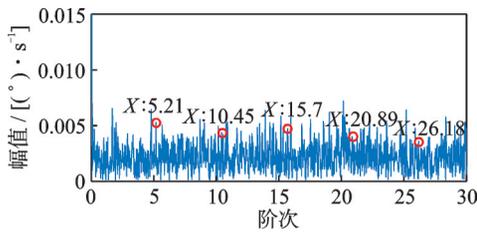


图 6 未优化 AR 模型处理结果

Fig. 6 AR model processing results without optimization

信号进行处理, 所得 AR 模型阶次曲线如图 7 所示。

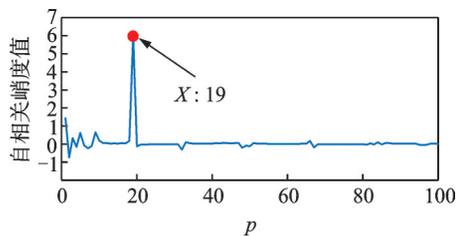


图 7 优化后 AR 模型阶次曲线

Fig. 7 Order curve of the AR model after optimization

自相关峭度值最大时 $p=19$, 即为 AR 模型最优阶次, 此时 AR 模型处理结果如图 8 所示。

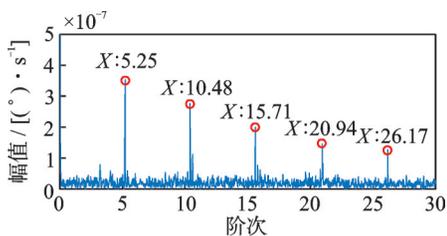


图 8 优化后 AR 模型处理结果

Fig. 8 AR model processing results after optimization

从图 8 可以看出, 周期性分量和随机噪声得到较好的抑制和消除, 与滚动轴承故障特征阶次相关的谱线可被有效识别, 表明该方法能够有效提取滚动轴承故障特征, 实现故障诊断。对比图 4, 6 与图 8 仿真分析结果, 验证了本文所提方法的有效性。

4 试验验证

4.1 试验介绍

为了验证所提方法的有效性, 搭建如图 9 所示

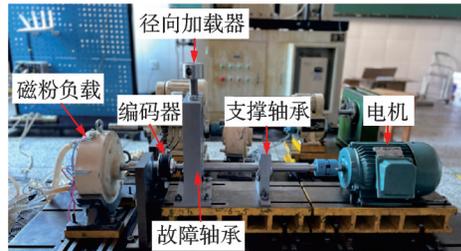


图 9 试验台

Fig. 9 Experimental bench

的试验台, 由电机、支撑轴承、故障轴承、轴向磁粉负载以及径向加载器等组成。

试验研究中采用苏州广乐公司的光栅式编码器, 型号为 SZGLK9040G2, 线数为 5000, 加工的故障轴承如图 10 所示 (型号: NU206, 节圆直径为 46 mm, 滚动体直径约为 9 mm, 滚动体个数为 13, 压力角为 0°)。



图 10 轴承外圈故障示意图

Fig. 10 Schematic diagram of bearing outer ring fault

通过线性切割方式加工宽度约为 0.5 mm, 深度约为 1 mm 的小槽来模拟滚动轴承外圈故障, 其理论故障特征阶次为 $5.23 \times$, 计算公式如下:

$$O_{out} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (8)$$

式中 Z 表示滚动体个数; d 表示滚动体直径; D 表示滚动轴承节圆直径; α 为接触角。

4.2 实测滚动轴承故障信号分析

使用高速计数器采集的原始编码器信号如图 11 所示 (显示两万多个数据点), 图 12 是根据式 (3) 估计计算并进行去均值处理得到的 IAS 信号 (显示 10 圈数据)。观察图 11 和 12, 从图中无法提取与滚动

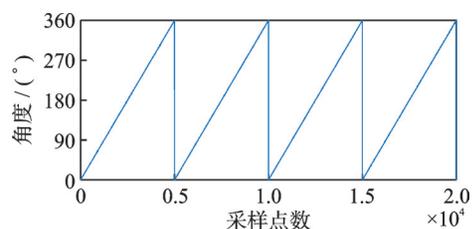


图 11 原始编码器信号

Fig. 11 Raw encoder signal

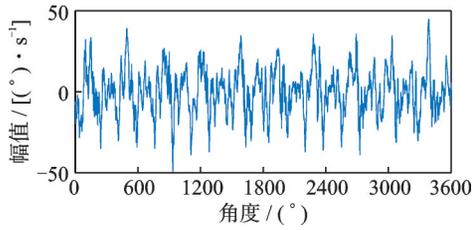


图 12 IAS 信号波形

Fig. 12 Waveform of the IAS signal

轴承外圈故障相关的有用信息。

图 13 为估计的原始 IAS 信号的包络阶次谱。由图可见,转频阶次及其谐波能量占主导,与滚动轴承故障相关的特征阶次难以被辨识。利用未进行优化的 AR 模型处理试验信号,得到该条件下 AR 模型预测阶次曲线,如图 14 所示。

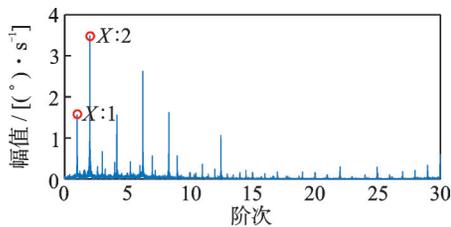


图 13 原始 IAS 信号包络阶次谱

Fig. 13 Raw IAS signal envelope order spectrum

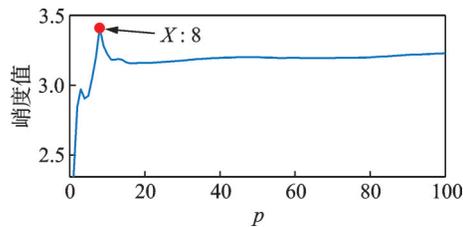


图 14 未优化 AR 模型阶次曲线

Fig. 14 Order curve of the AR model without optimization

由图 14 可知,峭度值达到最大时阶次 $p=8$,即未优化的 AR 模型最优阶次为 8,其处理结果如图 15 所示。

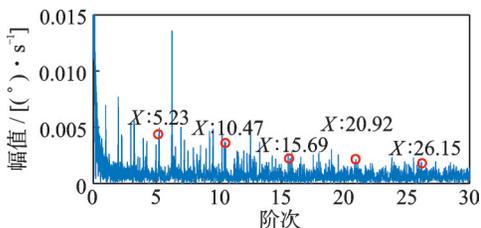


图 15 未优化 AR 模型处理结果

Fig. 15 AR model processing results without optimization

观察图 15 中的包络阶次谱,可以看出,对应的滚动轴承外圈故障特征阶次受噪声干扰严重,难以被辨识。

使用本文所提方法对同一原始 IAS 信号进行处

理,其 AR 模型阶次曲线如图 16 所示。

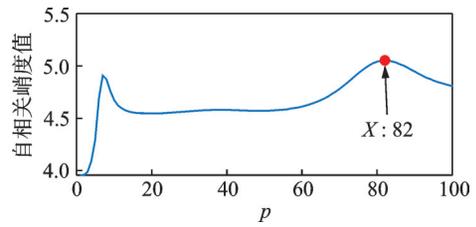


图 16 优化后 AR 模型阶次曲线

Fig. 16 Order curve of the AR model after optimization

由图 16 可知,当自相关峭度值达到最大值时,其 AR 模型的最优阶次 $p=82$,该条件下处理结果如图 17 所示。

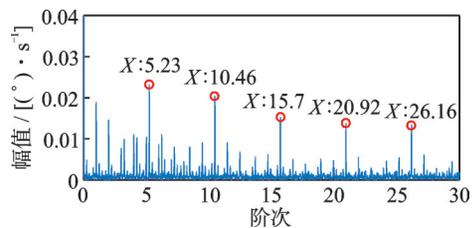


图 17 优化后 AR 模型处理结果

Fig. 17 AR model processing results after optimization

由图 17 可知,与滚动轴承外圈故障相关的特征阶次谱线占优,周围存在的干扰完全不影响倍频的辨识,表明所提方法可有效提取滚动轴承外圈故障特征。

使用 FK 对 IAS 信号进行处理,最大分解级数设置为 7,快速谱峭度图如图 18 所示(最佳等级层数 k 为 2.5,中心频率阶次 O_c 为 $625\times$,带宽 B_w 为 $416\times$)。

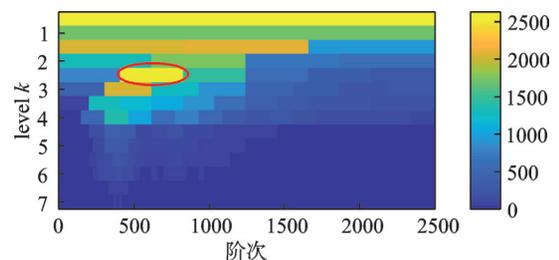


图 18 快速谱峭度图

Fig. 18 Fast kurtogram spectrum

对 FK 计算得到的中心频率及带宽确定的频带进行带通滤波后进行包络谱分析,其包络阶次谱如图 19 所示。由图可知,其他谱线干扰较为严重,与滚动轴承故障特征相关的阶次谱线并不占优,无法有效识别故障。对比图 19 与图 17,验证了本文所提方法的有效性和优势。

4.3 振动分析对比验证

为验证本文方法结合 IAS 信号对滚动轴承故障

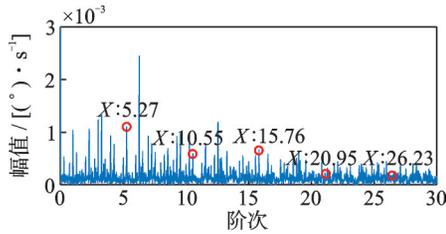


图19 包络阶次谱

Fig. 19 Envelope order spectrum

特征提取的正确性,将其与基于振动信号的文献[1]所提方法进行验证对比。

图20为同一试验台采集(采样频率 $f_s=51.2$ kHz)的振动信号时域波形。应用FK算法对采集到的原始振动信号进行处理,最大分解级数设置为7,快速谱峭度图如图21所示(最佳等级层数 k 为2.5,中心频率 f_c 为19200 Hz,带宽 B_w 为4266 Hz)。

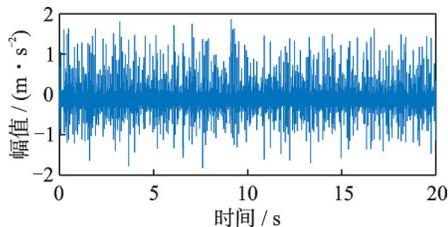


图20 时域波形

Fig. 20 Time domain waveforms

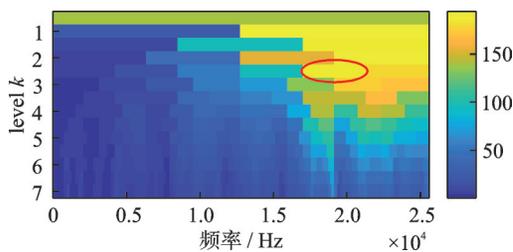


图21 快速谱峭度图

Fig. 21 Fast kurtogram spectrum

为了更加直观地对比本文所提方法识别结果与振动信号分析结果,对FK计算得到的中心频率及带宽确定的频带进行带通滤波,并通过阶次跟踪(重采样频率设置为2048点/转)将原始信号转换为角域信号进行分析,图22为角域重采样信号的包络阶次谱。对比图17可发现,图22阶次谱线结构与所提方法由IAS信号提取的轴承外圈故障特征阶次吻合,表明了所提方法的有效性和正确性。另外,本文方法提供了一种基于IAS信号的滚动轴承故障诊断途径。

为验证本文方法的计算效率优势,研究中分别利用IAS信号结合优化AR模型方法和基于振动信号的文献[1]所提方法对204800个试验数据点进行100次处理计算,结果如表1所示。可以看出,本文方法较文献[1]方法计算效率提高了77.16%。

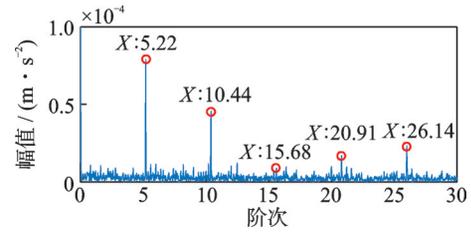


图22 角域重采样信号包络阶次谱

Fig. 22 Enveloped order spectrum of an angular domain resampled signal

表1 计算效率对比

Tab. 1 Computational efficiency comparison

处理方法	平均时间/s
本文方法	4.92
文献[1]方法	21.54

5 结论

本文提出了一种优化AR模型的滚动轴承故障IAS信号诊断方法。该方法具有以下优势:

(1) 基于有偏估计自相关良好的降噪功能,提高了AR模型的鲁棒性。与现有基于振动信号的FK结合阶次分析方法相比,所提方法计算效率较高,具有一定实际工程应用价值。

(2) 所提方法可用于基于IAS信号的滚动轴承故障诊断,在振动传感器安装受限的场合具有一定优势,为旋转机械设备的滚动轴承故障诊断提供了另一种研究思路。

参考文献:

- [1] 张旭辉,张超,樊红卫,等.快速谱峭度结合阶次分析滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2021,41(6):1090-1095.
ZHANG Xuhui, ZHANG Chao, FAN Hongwei, et al. Improved fault diagnosis of rolling bearing by fast kurtogram and order analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2021, 41(6): 1090-1095.
- [2] AIMER A F, BOUDINAR A H, BENOZZA N, et al. Induction motor bearing faults diagnosis using Root-AR approach: simulation and experimental validation [J]. Electrical Engineering, 2018, 100(3): 1555-1564.
- [3] PEETERS C, ANTONI J, LECLERE Q, et al. Multi-harmonic phase demodulation method for instantaneous angular speed estimation using harmonic weighting[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108533.
- [4] MOUSTAFA W, COUSINARD O, BOLAERS F,

- et al. Low speed bearings fault detection and size estimation using instantaneous angular speed[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2016, 22(15): 3413-3425.
- [5] 程卫东,刘东东,赵德尊.基于角域 AR 模型滤波的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(3): 590-596.
CHENG Weidong, LIU Dongdong, ZHAO Dezun. Bearing fault diagnosis based on AR model filtering in angle domain[J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2018, 38(3): 590-596.
- [6] KLAUSEN A, ROBBERSMYR K G. Cross-correlation of whitened vibration signals for low-speed bearing diagnostics[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 118: 226-244.
- [7] KEDADOUCHE M, LIU Z H, THOMAS M. Bearing fault feature extraction using autoregressive coefficients, linear discriminant analysis and support vector machine under variable operating conditions[J]. *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, 2017, 9: 339-352.
- [8] 刘文朋,杨绍普,李强,等.一种增强的谱幅值调制方法及其在复杂干扰下滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *振动工程学报*, 2021, 34(5): 1064-1075.
LIU W P, YANG S P, LI Q, et al. An enhanced spectral amplitude modulation method and its application to rolling element bearings fault diagnosis under complex interference[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(5): 1064-1075.
- [9] CHEN Y Y, JIA M P, YAN X A. A bearing fault feature extraction method based on cepstrum pre-whitening and a quantitative law of symplectic geometry mode decomposition[J]. *Journal of Southeast University*, 2021, 37(1): 33-41.
- [10] LI B, ZHANG X N, WU T T. Measurement of instantaneous angular displacement fluctuation and its applications on gearbox fault detection[J]. *ISA Transactions*, 2018, 74: 245-260.
- [11] MALIUK A S, PROSVIRIN A E, AHMAD Z, et al. Novel bearing fault diagnosis using Gaussian mixture model-based fault band selection[J]. *Sensors*, 2021, 21(19): 6579.
- [12] OSORIO SANTANDER E J, SILVA NETO S F, VAZ L A, et al. Using spectral kurtosis for selection of the frequency bandwidth containing the fault signature in rolling bearings[J]. *Marine Systems & Ocean Technology*, 2020, 15(4): 243-252.
- [13] 石林锁,沈金伟,张亚洲,等.基于 AR 模型和谱峭度法的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(12): 257-260.
SHI L S, SHEN J W, ZHANG Y Z, et al. Fault diagnosis of a rolling element bearing based on AR model and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(12): 257-260.
- [14] BOURDON A, RÉMOND D, CHESNÉ S, et al. Reconstruction of the instantaneous angular speed variations caused by a spall defect on a rolling bearing outer ring correlated with the length of the defect[J]. *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, 2014, 5: 335-345.

Instantaneous angular speed signal based rolling bearing fault diagnosis method by optimized AR model

ZHU Yun-gui, GUO Yu, CHEN Xin, YANG Xin-min, ZOU Xiang

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To address the issue of carrying rolling element bearing (REB) fault diagnosis where the conventional vibration sensor is difficult to install, an instantaneous angular speed (IAS) signal based REB fault diagnosis method by optimized AR model is proposed. The forward differential method is used to calculate and estimate the instantaneous angular speed signal. Then, the biased estimation autocorrelation analysis is used to determine the optimal order p by the maximum autocorrelation kurtosis. Periodic components in the IAS signal are removed by AR prediction, and the residual components containing rich bearing fault information are remained. The residual components are pre-whitened to equalize the importance of each band and to extract fault characteristics from the envelope. Simulation signal and outer ring data from a test rig validate the effectiveness of the proposed method. The experimental comparative analysis results show that the calculation efficiency is improved significantly when compared to the existing method of fast spectral steepness combined with order analysis based on vibration signal.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; AR model; biased estimation; IAS signal

作者简介: 朱云贵(1996—),男,硕士研究生。E-mail: zyg1232020@163.com。

通讯作者: 郭瑜(1971—),男,博士,教授,博士生导师。E-mail: kmgary@163.com。