

基于自适应多周期微分均值的轴承故障诊断*

陈鑫, 郭瑜, 徐万通, 樊家伟, 杨新敏

(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

摘要 为解决瞬时角速度信号(instantaneous angular speed, 简称 IAS)中轴承故障特征微弱的难题, 提出一种自适应多周期微分均值(adaptive multi-period differential mean, 简称 AMPDM)方法。首先, 基于微分技术不受幅值干扰的优势, 结合多周期均值的累积特性, 提出一种多周期微分均值技术对 IAS 信号中轴承故障特征进行增强, 进而抑制编码器安装误差、IAS 估计误差和测量噪声等干扰分量; 其次, 采用一种改进诊断特征(improved diagnosis feature, 简称 IDF)指标评估在不同周期数 K 下增强信号中包含轴承故障信息的丰富性, 并确定 IDF 值最大时对应的优化周期数 K_{op} ; 最后, 通过包络阶次谱分析揭示轴承故障特征。仿真和实验结果表明, AMPDM 技术可有效增强 IAS 信号中轴承故障特征, 并与可调整多点优化最小熵反卷积、倒谱预白化和快速谱相关 3 种算法对比, 验证了所提方法的优势和有效性。

关键词 轴承故障; 瞬时角速度; 编码器信号; 多周期微分均值

中图分类号 TH132.425; TH132.46

引言

轴承的健康程度直接影响旋转机械的运行精度、效率和寿命, 其故障特征提取成为故障诊断领域研究热点之一^[1-2]。近年来, 基于振动信号的故障特征提取技术得到快速发展。Borghesani 等^[3]提出倒谱预白化(cepstrum pre-whitening, 简称 CPW)技术抑制具有一阶循环平稳分量(如齿轮啮合分量、转频分量)的能量幅值, 进而增强具有二阶循环平稳特性的轴承故障特征。McDonald 等^[4]提出一种最大相关峭度反卷积方法用于增强轴承故障特征。为进一步自适应优化最大相关峭度反卷积算法的参数, 文献^[5]提出可调整多点优化最小熵反卷积(multi-point optimal minimum entropy deconvolution adjusted, 简称 MOMEDA)算法。Antoni 等^[6]基于轴承的二阶循环平稳特性, 提出快速谱相关(fast spectral correlation, 简称 FSC)技术提取轴承故障分量。以上方法在低信噪比或者轴承随机滑动较小的工况下可能会失效。

振动信号在故障诊断领域得到广泛应用, 然而振动信号往往受振动传感器频率下限的限制, 在低速工况下无法有效获取故障信息。此外, 由于安装

环境的限制, 在某些场合(如工业机器人)不易外置安装振动传感器。因此, 一些学者对具有传递路径短、不需要外置安装、不需要定期校准、直接与动力学相关等优势编码器信号故障特征提取进行了研究。Gomez 等^[7]构建了基于编码器信号的轴承模型, 实现了风机轴承故障特征提取。Moustafa 等^[8]基于 IAS 信号, 实现了低速轴承的故障尺寸估计。欧曙东等^[9]建立了稀疏低秩分解模型, 并引入快速主成分追踪算法, 实现了低转速下行星齿轮故障特征提取。Chen 等^[10]基于编码器信号构建了同步平均框架, 实现了随机滑动工况下轴承故障特征增强。Ou 等^[11]提出基于编码器信号的定秩在线鲁棒主成分分析方法, 能有效感知设备在不同工况下的冲击特性。然而, 轴承作为旋转机械的支撑部件(不传递扭矩), 其故障引起的 IAS 波动比较微弱。

为有效增强 IAS 信号中的轴承故障特征, 笔者基于微分技术不受幅值干扰的优势和多周期累积特性, 结合改进诊断特征指标, 提出一种自适应多周期微分均值。本研究以仿真数据和实测数据为分析对象, 将 AMPDM 分别与 MOMEDA, CPW 和 FSC 进行对比, 验证了所提方法的有效性。

* 国家自然科学基金资助项目(52165067); 云南科技计划重大专项资助项目(202002AC080001)

收稿日期: 2022-05-11; 修回日期: 2022-09-02

1 光学编码器测量及误差

1.1 IAS估计

编码器信号的测量原理如图1所示。其中,光学编码器主要由光栅盘和光电检测装置组成,见图1(a);轴旋转过程中,光栅盘对光束的通透和遮蔽产生电压方波,见图1(b)。

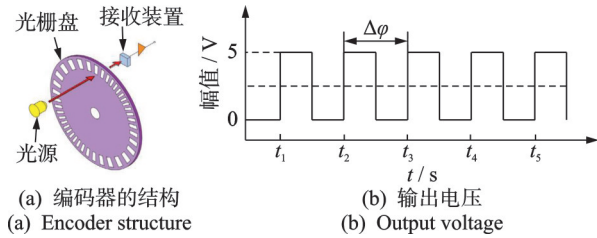


图1 编码器信号的测量原理
Fig.1 Measurement principle of encoder signal

在工程应用中,电压信号系统通过获取方波信号上升沿(或者下降沿)对应的离散角位移(instantaneous angular displacement,简称 IAD)序列 $[\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_i]$ 和时间序列 $[t_1, t_2, \dots, t_i]$ 。因此,IAS 的估计表达式^[12]为

$$IAS_i = \Delta\varphi / \Delta t_i \quad (1)$$

其中: IAS_i 为第*i*时刻的瞬时角速度; $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$; $\Delta\varphi = \varphi_{i+1} - \varphi_i = 2\pi/N$, N 为编码器的线数。

1.2 IAS误差

估计的 IAS 信号中不仅包含轴承故障信息,还包含一些干扰分量,如采样误差、估计误差及编码器安装误差等。研究发现,编码器安装误差对轴承特征辨识具有较强的干扰作用且具有一阶循环平稳特性^[13]。IAS 安装误差的表达式为

$$\begin{cases} w_o(\theta) = w_e(\theta) + w_i(\theta) \\ w_e(\theta) = \frac{\rho^2 - \rho \cos \theta_e}{(\rho \cos \theta_e - 1)^2} w(\theta) \\ w_i(\theta) = \left(\frac{\cos \beta w(\theta)}{(\cos \beta \cos \theta_i)^2 + (\sin \theta_i)^2} - 1 \right) w(\theta) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $w_o(\theta)$ 为编码器安装误差; $w_e(\theta)$ 为编码器偏心误差; $w_i(\theta)$ 为编码器倾斜误差; $w(\theta)$ 为实际瞬时角速度; $\rho = \Delta r/r$ 为编码器偏心比, r 为编码盘半径, Δr 为编码器中心和旋转中心的偏心距; β 为编码器倾斜误差角度; θ_e, θ_i 为初始角度。

通过式(2)可知, $w_o(\theta)$ 与 $w(\theta)$ 成正相关,即转速越高编码器安装误差越大。因此,编码器安装误

差系数 $R_o(\theta)$ 可表示为

$$\begin{cases} R_o(\theta) = R_e(\theta) + R_i(\theta) \\ R_e(\theta) = w_e(\theta)/w(\theta) \\ R_i(\theta) = w_i(\theta)/w(\theta) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $R_e(\theta)$, $R_i(\theta)$ 和 $R_o(\theta)$ 为无量纲参数。

编码器安装误差系数的数值仿真如图2所示。可见, ρ 与 $|R_e(\theta)|$ 以及 β 与 $|R_i(\theta)|$ 呈现正相关趋势,即 $|R_o(\theta)|$ 随着 ρ 和 β 的增大而增大, $|\cdot|$ 表示绝对值操作。由于编码器与转轴间的安装误差在工程应用中无法避免,因此编码器安装误差对轴承故障分量具有强干扰作用。

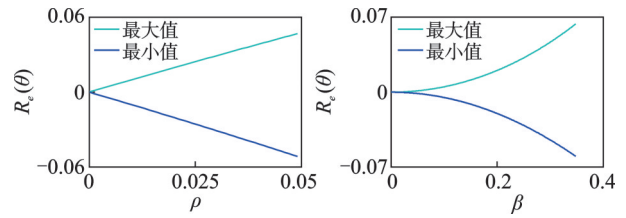


图2 数值仿真

Fig.2 Numerical simulation

2 多周期微分均值技术

2.1 多周期微分均值理论

轴承故障引起的 IAS 波动和干扰分量如图3所示。

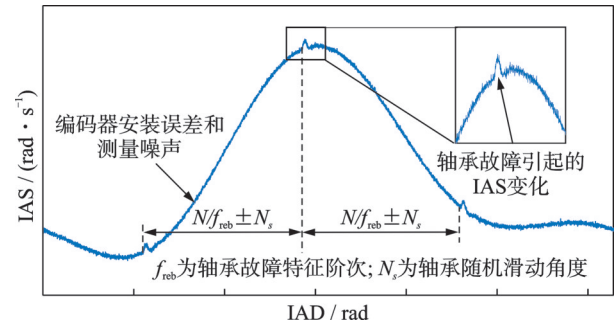


图3 轴承故障引起的 IAS 波动和干扰分量

Fig.3 IAS fluctuation and interference components caused by bearing fault

为有效增强 IAS 信号中轴承故障特征,笔者根据轴承故障时会引起 IAS 信号规律性波动^[8]及其对应 IAS 分量较无故障状态具有突变趋势的特点,基于微分技术对突变信号具有敏感性,结合故障轴承的周期特性和轴承的随机滑动特性^[10],提出一种多周期微分均值(multi-period differential mean,简称 MPDM)技术,其计算式为

$$\text{MPDM}[m] = \frac{1}{4N_s^m N_w} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q \sum_{h=1}^H \mathfrak{R} \quad (4)$$

其中: $N_s^m = 0.02N/f_{\text{reb}}$ 为轴承的最大随机滑动量, f_{reb} 为轴承理论特征阶次; N_w 为微分窗长; K 为感兴趣的轴承故障冲击周期数; $\mathfrak{R} = (\text{IAS}_h - \text{IAS}_{h-1})/\Delta\varphi$ 为微分算子。

当数据点为 m 、冲击周期数为 k 时, 轴承随机滑动角度范围为 $[h, H] = [q - 2N_s^m, q + 2N_s^m]$; 微分位置 $q = m + (k-1)N/f_{\text{reb}}$, $k=1, 2, \dots, K$; $Q = m + (k-1)N/f_{\text{reb}} + N_w$; $m = 2N_s^m + 1, 2N_s^m + 2, \dots, M$ 。处理后的数据长度 $M = \text{length}(\text{IAS}_i) - KN/f_{\text{reb}} - N_w - 2N_s^m$, 其中 N/f_{reb} 表示轴承故障理论角度间隔, $\text{length}(\text{IAS}_i)$ 表示原始 IAS_i 信号的长度。MPDM 示意图如图 4 所示。值得指出的是, MPDM 算法是基于微分技术对突变信号敏感特性, 结合轴承故障的周期特性, 通过轴承故障周期角度 N/f_{reb} 和周期数 K 的累计特性增强轴承故障特征。

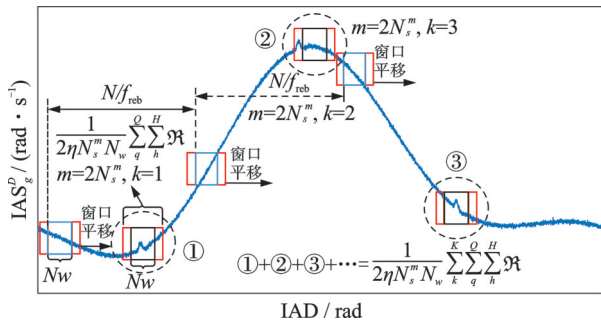


图4 MPDM示意图

Fig.4 Schematic diagram of MPDM

由文献[10]可知, 轴承随机滑动量 N_s 可表示为

$$N_s = \frac{N(f_{Ac}(j) - f_{\text{reb}})}{f_{Ac}(j) f_{\text{reb}}} \quad (5)$$

其中: $f_{Ac}(j)$ 为编码器线数与第 j 次冲击和 $j-1$ 次冲击角度间隔的比值; N_s 的正负值分别表示轴承随机滑动方向与旋转方向相同或相反。

当满足 $|f_{Ac}(j) - f_{\text{reb}}| = 0.02f_{\text{reb}}$ 和 $f_{Ac}(j) = 0.98f_{\text{reb}}$ 时, 最大随机滑动量 N_s^m 可表示为

$$N_s^m = N/49f_{\text{reb}} \quad (6)$$

MPDM 技术是以 IAS 信号为基础, 通过多周期累计特性和微分技术增强轴承故障特征。此外, MPDM 算法需要设置 3 个关键参数: K , N_w 和 f_{reb} , 其中 K 和 N_w 是决定 MPDM 算法有效性和鲁棒性的关键参数。IAS 信号中轴承故障特征与转速无关, 轴承故障特征阶次 f_{reb} 的计算式^[14]为

$$f_{\text{reb}} = \begin{cases} \frac{nR}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \lambda) & (\text{外圈}) \\ \frac{nR}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \lambda) & (\text{内圈}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: d 为滚子直径; D 为节圆直径; n 为滚子数目; λ 为接触角; R 为编码器安装轴与故障轴承位置之间的传动比。

2.2 有效性分析

为表征 K 和 N_w 与 MPDM 算法有效性的关系, 笔者采用轴承外圈仿真信号进行验证, 其计算式为

$$W(\theta) = w(\theta) + \sum_j A e^{-\xi\psi} \sin(2\pi f_n \sqrt{1 - \xi^2} \psi) + w_o(\theta) + n(\theta) \quad (8)$$

其中: $w(\theta)$ 为平均角速度; A 为冲击幅值; f_n 为固有频率; $n(\theta)$ 为刻蚀误差、采样误差、估计误差等组成的综合噪声; ξ 为阻尼系数; $\psi = \theta - j\Theta - \tau_j$, Θ 为轴承故障的平均角度间隔, τ_j 为轴承随机滑动角度分量。

为进一步有效评估 MPDM 对轴承故障特征的增强效果, 提出一种改进诊断特征 (improved diagnostic features, 简称 IDF) 指标, 其计算式为

$$\text{IDF} = \frac{\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \max\{\text{NSMDPM}[\Lambda_1, \Lambda_2]\}}{\text{MAD}(\text{NSMDPM}[\Lambda_3, \Lambda_4], \text{NSMDPM}[\Lambda_5, \Lambda_6])} \quad (9)$$

其中: IDF 为无量纲参数; $\text{NSMDPM}[\cdot]$ 表示 MPDM $[\cdot]$ 的归一化包络阶次谱。

式(9)中的分子为轴承故障能量谱线的平均值, 分母为背景噪声能量谱线。随机滑动的轴承故障特征阶次搜索区间为 $[\Lambda_1, \Lambda_2] = [gf_{\text{reb}} - f_T, gf_{\text{reb}} + f_T]$, $f_T = 0.02f_{\text{reb}}$ 。评估的背景噪声范围由 $[\Lambda_3, \Lambda_4] = [f_D, gf_{\text{reb}} - f_T - \nu f_m]$ 和 $[\Lambda_5, \Lambda_6] = [gf_{\text{reb}} + f_T + \nu f_m, (g+1)f_{\text{reb}} - f_T - \nu f_m]$ 两部分组成, 其考虑了低频直流分量和轴承内圈调制分量的干扰, f_m 为调制阶次 (轴承外圈故障对应的 $f_m = 0$), ν 为调制谐波阶次, f_D 为低频直流分量阶次。 $\text{MAD}(x) = 1.4828 \Psi(x - \Psi(x))$, $\Psi(\cdot)$ 表示取中位数操作。通常考虑直流干扰分量阶次 $f_D < 0.5 \times$, $\times$ 表示轴承故障阶次, 轴承内圈故障的调制谐波阶次 $\nu \geq 2$ 。IDF 指标考虑了轴承随机滑动的干扰, 并拓展了传统 DF 指标^[14]评估背景噪声的范围 $[gf_{\text{reb}} - 3f_m/10, gf_{\text{reb}} + 3f_m/10]$, 考虑了更宽频带范围内噪声分量能量幅值的干扰, 解决了传统 DF 指标容易陷入局部最优的缺陷。

基于式(8)生成仿真信号以探究 K 值与 MPDM

算法有效性的关系,其中 $N=5\,000$; $f_{\text{reb}}=5.15\times$; $A=1$; $\xi=0.03$; 转速为 5 rad/s 对应的固有频率 f_n 为 $50\times$; $\Theta=\text{floor}(N/f_{\text{reb}})=1\,404$; $\langle\tau_j\rangle=0$, $\max(|\tau_j|)=28$; $N_w=58$; $\langle\cdot\rangle$ 表示平均值操作; $\text{floor}(\cdot)$ 表示向下取整操作; $K=1, 2, \dots, 8$; $G=3$; $f_T=0.02f_{\text{reb}}=0.1\times$; 信噪比为 -22 dB 。不同 K 条件下MPDM获得的包络阶次谱以及 K 与IDF的关系如图5所示。可见,增大 K 值可有效提升MPDM增强轴承故障特征的有效性。

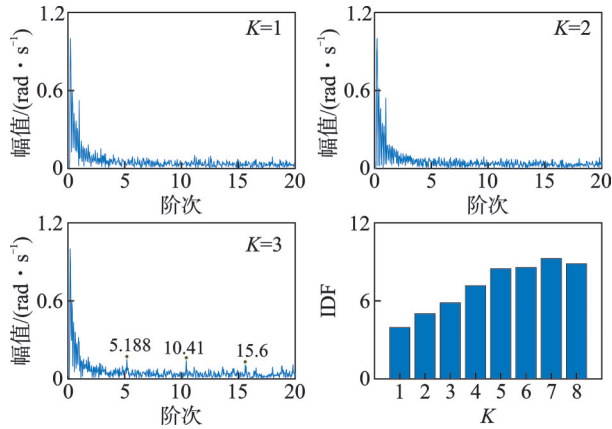


图5 不同 K 条件下MPDM获得的包络阶次谱以及 K 与IDF的关系

Fig.5 Envelope order spectrum obtained by MPDM under different K conditions and the relationship between K and IDF

为探究 N_w 与MPDM算法有效性的关系,仍采用信噪比为 -22 dB 的仿真信号进行验证,其中 $N_w=\text{floor}(N_s^m)$, $2\text{floor}(N_s^m)$, $\dots$, $20\text{floor}(N_s^m)$, $K=3$,其余参数与前述一致。不同 N_w 条件下MPDM算法获得的包络阶次谱以及 N_w 与IDF的关系如图6所示。

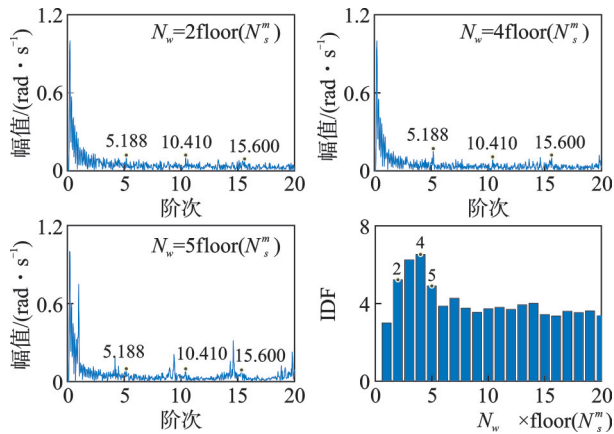


图6 不同 N_w 条件下MPDM算法获得的包络阶次谱以及 N_w 与IDF的关系

Fig.6 Envelope order spectrum obtained by MPDM under different N_w conditions and relationship between N_w and IDF

可见,当信噪比为 -22 dB 时, $2\text{floor}(N_s^m) < N_w < 4\text{floor}(N_s^m)$,对轴承故障特征具有良好的增强效果,即在信噪比为 -22 dB 条件下获得的 N_w 取值范围可满足大部分工况。

2.3 计算成本

为有效表征MPDM算法的计算成本,假设原始瞬时角速度信号 IAS_i 中数据长度 $L=\text{length}(IAS_i)$,基于式(4),MPDM算法的循环计算次数 T_c 可表示为

$$T_c = LK \frac{4N}{49f_{\text{reb}}} \quad (10)$$

由式(10)可知,MPDM算法的计算成本主要由 L , K , N 和 f_{reb} 决定,其中 N 和 f_{reb} 分别为编码器和轴承的固有参数,本研究仅讨论在数据分析过程中MPDM的计算成本,即 L , K 与MPDM的关系。

为直观了解MPDM算法的计算成本,采用MPDM算法对仿真信号循环计算100次,获得在不同 L 和 K 条件下的平均时间。分析中采用AMD R7处理器和内存为6 GB的笔记本,安装2018b版本的Matlab,采用式(8)生成不同仿真信号,其中 $N=5\,000$, $f_{\text{reb}}=3.56\times$, $A=1$, $\xi=0.03$,在转速为 5 rad/s 时 f_n 对应为 $50\times$, $\Theta=\text{floor}(N/f_{\text{reb}})=1\,404$, $N_w=56$, $\langle\tau_j\rangle=0$, $\max(|\tau_j|)=28$ 。不同参数下的计算成本如图7所示。可见, K 和 L 与计算成本都呈现上升趋势。由图7(c,d)可知,选择较小的 K 和 L 可减小MPDM算法的计算成本。

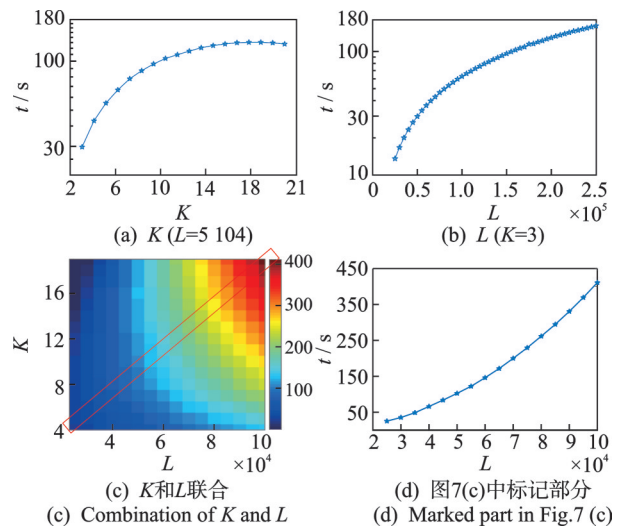


图7 不同参数下的计算成本

Fig.7 Computational cost under different parameters

2.4 分析讨论

如前所述, N_w 和 K 决定MPDM算法的有效性

和鲁棒性,改变 K 值对提升MPDM算法的有效性好于改变 N_w 值。由于较大的 K 值可能引入一些干扰分量,导致轴承故障特征无法被有效增强,因此以 $2\text{floor}(N_s^m) < N_w < 4\text{floor}(N_s^m)$ 为基础,根据信号信噪比自适应地确定优化 K 值,可提升MPDM算法的有效性和鲁棒性。

3 基于AMPDM的轴承故障特征提取

为自适应地确定优化周期数 K ,笔者提出一种自适应多周期微分均值算法,AMPDM具体步骤如下。

1) 通过编码器信号采集系统获取IAD信息和对应的时间信息,根据式(1)估计 IAS_i 信号。

2) 设置参数 N, f_{reb} 和 $N_w, K=1, 2, \dots, K_{\max}$,采用不同 K 值的MPDM算法对原始信号 IAS_i 进行增强处理,获得增强后信号 $MPDM_K[m]$;进一步对 $MPDM_K[m]$ 进行包络阶次谱分析获得阶次域信号 $SMPDM_K$,并对感兴趣范围 Gf_{reb} 内的 $SMPDM_K$ 进行归一化处理,获得归一化信号 $NSMPDM_K$ 。其计算式为

$$NSMPDM_K = \frac{\Re - \min(\Re)}{\max(\Re) - \min(\Re)} \quad (11)$$

其中: $\Re = SMPDM_K[0, Gf_{reb}]$; $\max(\cdot)$ 表示取最大值操作; $\min(\cdot)$ 表示取最小值操作。

3) 根据轴承故障类型设置参数 f_m, ν 和 f_{reb} ,采用IDF指标评估 $NSMPDM_K$ 中包含轴承故障信息的丰富性,获得在不同 K 值条件下的指标值 IDF_K ,选择 IDF_K 最大时对应的优化参数 K_{op} 。其计算式为

$$K_{op} = \arg \max(IDF_K) \quad (12)$$

其中: $\arg \max(\cdot)$ 表示取 IDF_K 最大时对应的 K 值。

4) 采用优化参数 K_{op} 对应的 $NSMPDM_{K_{op}}$ 揭示轴承故障特征。

4 仿真分析

为验证AMPDM方法的有效性,采用仿真信号进行验证,通过与MOMEDA^[5], CPW^[3]和FSC^[6]方法进行对比,从冲击特征增强、周期性提取和循环平稳等方面验证了编码器信号与振动信号的差异。

基于式(8)产生轴承外圈故障仿真信号,其中 $N=5000$,在转速为 1.257 rad/s 时 f_n 为 $50 \times$, $R=1$, $\rho=0.001$, $\beta=0.03$, $A=0.001$, $\xi=0.03$, $\Theta=970.87$, $\langle \tau_j \rangle=0$, $\max(|\tau_j|)=28$, $f_{bpf0}=5.15 \times$, 信噪比为 -25 dB 。仿真波形如图8所示。可见,编码器安装

误差分量的特征谱线占主导地位,而轴承故障特征谱线无法得到有效辨识。

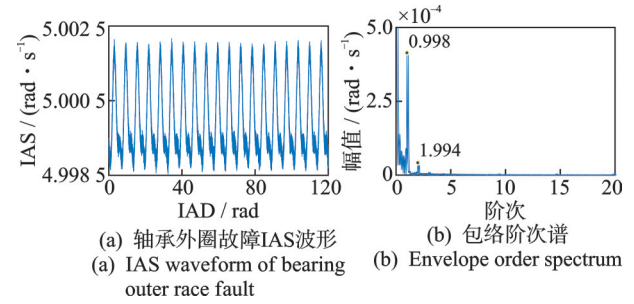


图8 仿真波形

Fig.8 Simulation waveform

采用FSC和CPW算法分别对原始信号进行处理,其中FSC算法的窗长为512,最大循环阶次为 $30 \times$ 。传统方法对仿真轴承外圈故障信号的分析结果如图9所示。由图9(a,b)可以发现,由于编码安装误差的干扰和仿真信号信噪比较低,导致FSC和CPW无法有效增强轴承故障特征。此外,基于 $N=5000$ 和 $f_{bpf0}=5.15 \times$, MOMEDA算法搜索区间为 $[800, 1200]$,确定的多点峭度和对应的包络阶次谱如图9(c,d)所示,可见阶次谱中无法有效辨识轴承故障特征谱线,其原因在于随机噪声干扰峭度指标确定轴承故障特征周期,导致MOMEDA算法无法有效增强轴承故障特征。

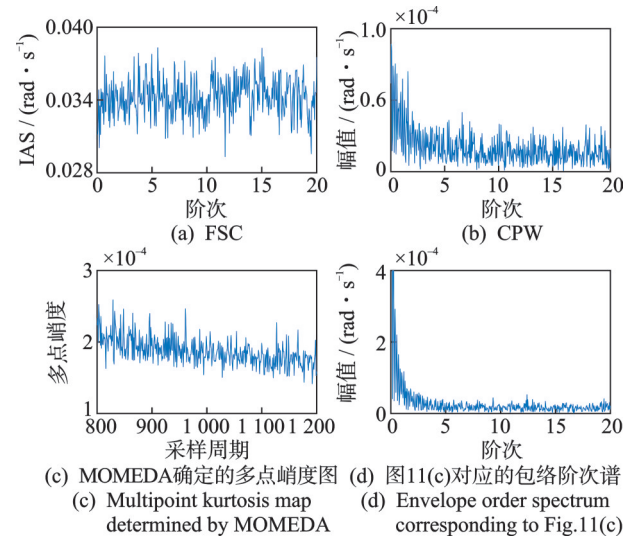


图9 传统方法对仿真轴承外圈故障信号的分析结果

Fig.9 Analysis results of simulated bearing outer race fault signal by traditional methods

采用AMPDM算法对轴承故障分量进行增强处理,其中 $K_{\max}=10$, $f_{bpf0}=5.15 \times$, $G=3$, $f_D=0.2 \times$, $N_w=40$, $f_m=0$ 。仿真轴承外圈故障信号的AMPDM

分析结果如图10所示。可见,可有效辨识轴承故障特征阶次谱线。对比图9(a,b,d)和10(b)可知,所提方法可有效增强轴承故障特征。由于轴承存在随机滑动,轴承理论故障特征阶次 $5.15\times$ 和实际特征阶次 $5.188\times$ 存在差异,两者之差为0.03,随机滑动率为0.74%。

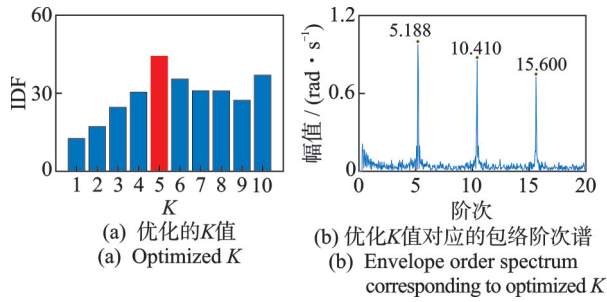


图10 仿真轴承外圈故障信号的AMPDM分析结果

Fig.10 Analysis results of simulated bearing outer race fault by AMPDM

5 实验验证

采用如图11所示的轴承实验台进行验证,通过采样率为 10^6 Hz的自制高速计数器采集系统获取IAD信息和对应的时间信息,编码器型号为ETF100-H851007B,编码器线数 N 为5 000。由于实验条件的限制,本实验台无法获取径向载荷的具体数值。

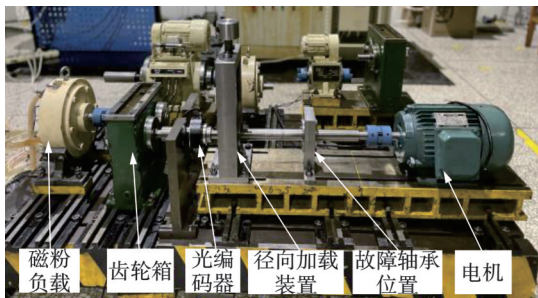


图11 轴承故障实验台

Fig.11 Bearing fault test bench

本实验使用的故障轴承型号为NU206E,为模拟轴承故障,在轴承外圈上用线切割方法加工1条宽度约为0.3 mm、深度约为0.28 mm的小槽,滚子直径 d 为9.525 mm,节圆直径 D 为46 mm,滚子数目 n 为13,接触角 λ 为0,轴承外圈特征阶次 f_{bpo} 和内圈特征阶次 f_{bpi} 的计算式参考文献[14]。通过式(8)计算获得 $f_{bpo}=5.15\times$ 和 $f_{bpi}=7.85\times$ 。文献[8]指出,径向载荷大小决定轴承故障信号的信噪比,即轴承故障尺寸的大小对信噪比的影响不大。

5.1 轴承外圈故障

基于式(1)估计的轴承外圈故障IAS波形和对应的包络阶次谱如图12所示。可见,编码器安装误差分量的阶次谱线占主导地位,而轴承故障特征阶次谱线基本淹没于干扰分量中,即在本实验径向加载的条件下,轴承故障引起的IAS波动分量微弱。

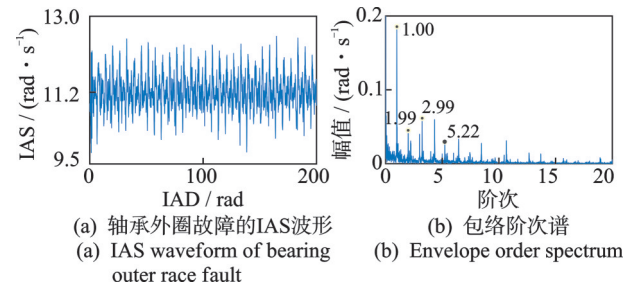


图12 轴承外圈故障IAS波形和对应的包络阶次谱

Fig.12 IAS waveform and corresponding envelope order spectrum caused by bearing outer race

传统方法对轴承外圈故障信号分析的包络阶次谱如图13所示。采用FSC和CPW算法分别对原始信号进行处理,其中FSC算法的窗长为512,最大循环阶次为 $30\times$,如图13(a,b)所示。由图可见,能够辨识轴承故障特征谱线,但存在较大干扰谱线且高阶谐波无法有效辨识,其原因在于编码器安装误差分量干扰严重,导致FSC和CPW无法完全消除编码器安装误差和背景噪声。进一步地,基于 $N=5\ 000$ 和 $f_{bpo}=5.15\times$,MOMEDA算法搜索区间为 $[800,1\ 200]$,确定的多点峭度和对应的包络阶次

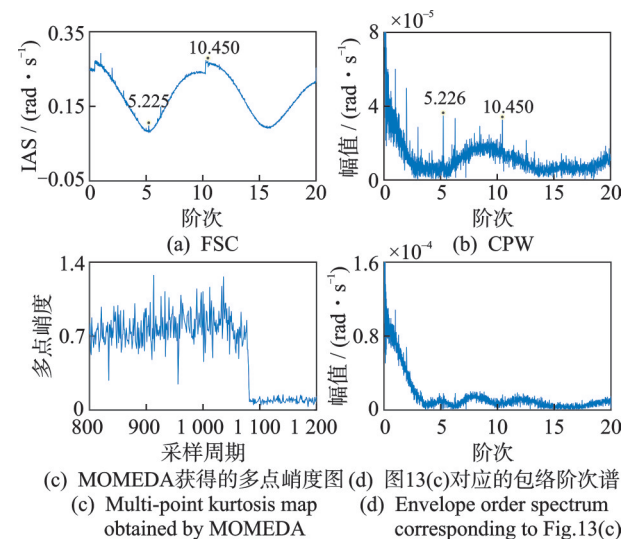


图13 传统方法对轴承外圈故障信号分析的包络阶次谱

Fig.13 Envelope order spectrum obtained by traditional methods for bearing outer ring fault signal

谱如图13(c,d)所示。由图可见,轴承故障特征谱线完全淹没于背景噪声中。通过上述分析得知,由于峭度指标遭受随机冲击噪声的干扰,导致MOMEDA算法无法直接应用于编码器信号中。

采用AMPDM对原始信号进行增强处理,其中 $K_{\max}=10, f_{\text{bpfo}}=5.15\times, G=3, f_{\text{D}}=0.2\times, N_w=40, f_m=0$ 。实测轴承外圈故障信号的AMPDM分析结果如图14所示。可见,轴承故障特征阶次谱线可清晰辨识。对比图13(a,b,d)和图14(b)可知,AMPDM算法可有效增强轴承故障特征。由于轴承存在随机滑动,轴承理论故障特征阶次 $5.15\times$ 和实际特征阶次 $5.226\times$ 存在差异,两者之差为0.076,随机滑动率为1.48%,在2%最大随机滑动范围内。

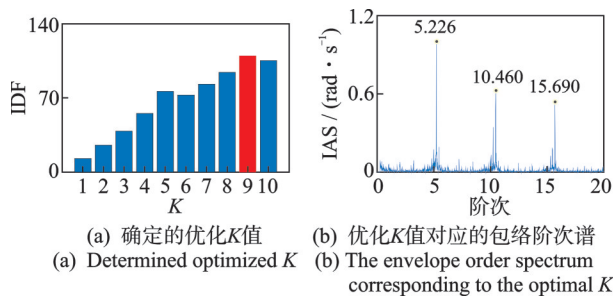


图14 实测轴承外圈故障信号的AMPDM分析结果

Fig.14 Obtained results by AMPDM for picked bearing outer race fault signal

5.2 轴承内圈故障

基于式(1)估计的轴承内圈故障IAS波形和对应的包络阶次谱如图15所示。可见,转频阶次谱线占主导地位,而轴承内圈故障特征阶次谱线完全淹没于背景噪声中,即轴承内圈故障特征微弱。

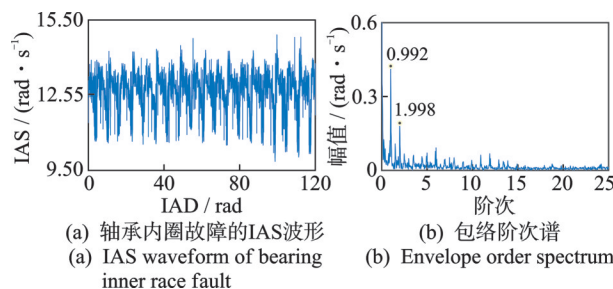


图15 轴承内圈故障IAS波形和对应的包络阶次谱

Fig.15 IAS waveform and corresponding envelope order spectrum caused by bearing inner race

采用传统FSC,CPW和MOMEDA方法分别对原始信号进行处理,其中FSC算法的窗长为512,最大循环阶次为 $30\times$,基于 $N=5\,000$ 和 $f_{\text{bpfi}}=$

$7.85\times$,MOMEDA算法搜索区间为 $[500,800]$ 。传统方法对轴承内圈故障信号分析的包络阶次谱如图16所示。可见,上述3种方法均无法有效增强轴承内圈故障分量特征,即轴承故障特征阶次谱线无法得到有效辨识,其原因在于轴承内圈信号的信噪比太低。

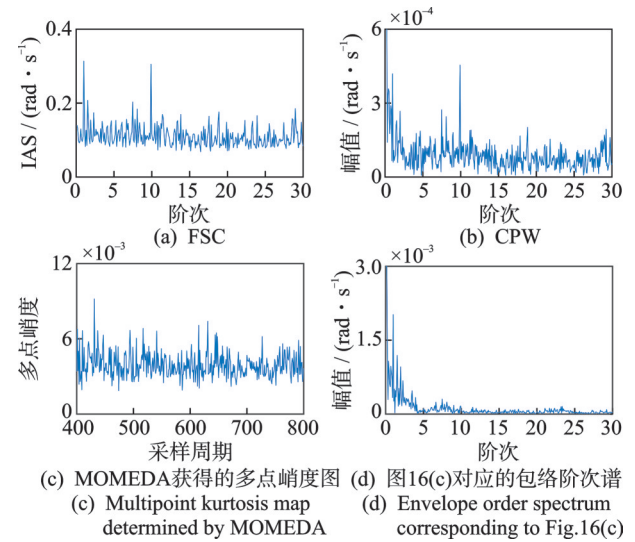


图16 传统方法对轴承内圈故障信号分析的包络阶次谱

Fig.16 Analysis results of bearing inner race fault signal by traditional methods

采用本研究方法对原始信号进行分析,其中 $K_{\max}=10, f_m=1\times, f_{\text{bpfi}}=7.85\times, f_{\text{D}}=0.2\times, G=3, v=2, N_w=35$ 。实测轴承内圈故障信号的AMPDM分析结果如图17所示。确定的优化周期 $K_{\text{op}}=9$,对应的包络阶次谱中谱线 $7.935\times$ 及其高阶谐波谱线可有效辨识。由于轴承存在随机滑动,轴承理论故障特征阶次 $7.85\times$ 和实际特征阶次 $7.935\times$ 存在差异,两者之差为0.085,随机滑动率为1.08%,满足2%的最大随机滑动。此外,对比图16(a,b,d)和图17(b)可知,AMPDM算法可有效增强随机滑动工况下轴承内圈的故障特征。

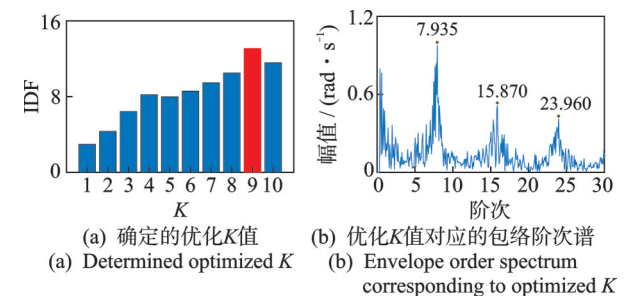


图17 实测轴承内圈故障信号的AMPDM分析结果

Fig.17 Analysis results of simulated bearing inner race fault by AMPDM

6 结 论

1) 提出了一种MPDM技术,并进行相关的有效性分析、计算成本分析和特性分析。

2) MPDM技术可在轴承随机滑动工况下有效增强轴承故障特征,提出了一种IDF指标表征轴承故障信息的丰富性。

3) 通过与MOMEDA、CPW和FSC算法的对比,验证了AMPDM算法基于编码器信号轴承故障特征增强的优势。

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. Fault diagnosis of rolling bearings by fast spectral kurtosis combined with order analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(6): 1090-1095. (in Chinese)
- [2] 郭瑜,郑华文,高艳,等.基于谱峭度的滚动轴承包络分析[J].振动、测试与诊断,2011,31(4):517-521.
GUO Yu, ZHENG Huawen, GAO Yan, et al. Envelope analysis of rolling bearing based on spectral kurtosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 517-521. (in Chinese)
- [3] BORGHESANI P, PENNACCHI P, RANDALL R B, et al. Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 370-384.
- [4] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [5] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [6] ANTONI J, XIN G, HAMZAoui N. Fast computation of the spectral correlation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 248-277.
- [7] GOMEZ J L, KHELF I, BOURDON A, et al.

Angular modeling of a rotating machine in non-stationary conditions: application to monitoring bearing defects of wind turbines with instantaneous angular speed [J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 136: 27-51.

- [8] 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.
- [9] 欧曙东,赵明,周涛,等.基于编码器信号的低转速行星齿轮箱故障诊断技术[J].中国电机工程学报,2021,41(5):1885-1894.
OU Shudong, ZHAO Ming, ZHOU Tao, et al. Fault diagnosis technology for low-speed planetary gearbox based on encoder signals[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(5): 1885-1894. (in Chinese)
- [10] CHEN X, GUO Y, NA J. Instantaneous-angular-speed-based synchronous averaging tool for bearing outer race fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(6): 6250-6260.
- [11] OU S D, ZHAO M, LI S, et al. Online shock sensing for rotary machinery using encoder signal[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 182(1): 109599.
- [12] LIZOUL K, ANDRÉ H, GUILLET F. Spectral precision of frequency demodulation method: influence of additive noise on instantaneous angular speed spectral estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108178.
- [13] ZENG Q, FENG G J, SHAO Y M, et al. An accurate instantaneous angular speed estimation method based on a dual detector setup[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140: 106674.
- [14] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.



第一作者简介:陈鑫,男,1995年5月生,博士、讲师。主要研究方向为信号处理与故障诊断、轴承故障弱特征提取、设备性能评估和健康监测。曾发表《基于CPW和SCD的行星轴承内圈故障特征提取》(《振动、测试与诊断》2021年第41卷第5期)等论文。

E-mail: xin_chen@kust.edu.cn