

多尺度改进差分滤波的旋转机械故障特征提取研究

郭俊超¹, 何清波², 甄冬³, 谷丰收⁴

(1. 天津工业大学控制科学与工程学院, 天津 300387; 2. 上海交通大学机械与动力工程学院, 上海 200240;
3. 河北工业大学机械工程学院, 天津 300130; 4. 哈德斯菲尔德大学效率与效能工程中心, 哈德斯菲尔德 英国, HD1 3DH)

摘要: 为了准确地提取强烈背景噪声下的故障特征信息, 提出了一种多尺度改进差分滤波器(MIDIF)用于旋转机械故障诊断。利用 MIDIF 将旋转机械振动信号分解为一系列多尺度改进差分滤波信号。针对 MIDIF 滤波信号在揭示故障特征方面表现出不同程度的有效性, 提出了一种基于相关分析的加权重构方法, 该方法将加权系数分配给相应的 MIDIF 滤波信号以突出旋转机械故障特征成分。将加权系数与不同尺度下的 MIDIF 滤波信号相乘以产生瞬态脉冲分量, 并利用包络谱中的故障缺陷频率推断旋转机械的故障类型。试验结果表明, 相比多尺度平均组合差值形态滤波(ACDIF)和多尺度形态梯度乘积滤波(MG-PO), MIDIF 能够更准确地提取故障特征, 为旋转机械故障诊断提供了一种有效的方法。

关键词: 多尺度改进差分滤波器; 相关系数; 旋转机械; 故障诊断

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.202304021

Research on rotating machinery fault feature extraction based on multi-scale improved differential filter

GUO Junchao¹, HE Qingbo², ZHEN Dong³, GU Fengshou⁴

(1. School of Control Science and Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
2. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
3. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;
4. Centre for Efficiency and Performance Engineering, University of Huddersfield, Huddersfield HD1 3DH, UK)

Abstract: To accurately extract fault feature information under strong background noise, a multi-scale improved differential filter (MIDIF) is proposed for rotating machinery fault diagnosis. The rotating machinery vibration signal is decomposed into a series of multi-scale improved differential filter signals using MIDIF. In view of that the MIDIF filtered signals exhibit varying extents of validity in revealing fault features, a weighted reconstruction method using correlation analysis is proposed in which the weighted coefficients are counted and distributed to the corresponding MIDIF filtered signals to highlight the effective MIDIF filtered signals and weaken the invalid ones. The weighted coefficients are multiplied with the MIDIF filtered signals under different scales to produce transient impulse components. The fault types of rotating machines are inferred from the fault defect frequencies in the envelope spectrum of the transient impulses. The results show that MIDIF is more accurate in extracting fault features than multi-scale average combination different morphological filter (ACDIF) and multi-scale morphology gradient product operation (MGPO), and that it provides an effective method for rotating machinery fault diagnosis.

Keywords: multi-scale improved differential filter; correlation coefficients; rotating machinery; fault diagnosis

旋转机械作为机械设备中重要的部件, 由于实际的工作条件不可避免地会产生各种故障, 将影响整个设备的安全稳定运行。因此, 旋转机械的故障诊断对于确保机械设备的可靠性和避免灾难性事故

至关重要^[1-2]。当发生局部故障时, 通过缺陷与接触面的摩擦会产生瞬态脉冲成分。然而, 由于强烈的随机噪声和谐波分量干扰, 瞬态脉冲无法有效地从振动信号中分离出来^[3-4]。因此, 消除振动信号中随

机噪声和谐波分量以获取故障特征对于旋转机械的故障检测至关重要。

目前,许多典型故障诊断方法用于提取旋转机械的故障特征。例如,WANG等^[5]应用集合局部均值分解消除快速谱峭度中的内部噪声以提高故障特征提取的准确性。张志强等^[6]探索了一种加权稀疏方法,以提取强背景噪声下行星齿轮箱的瞬态特征。ZHANG等^[7]提出应用经验小波变换作为滤波器来减少背景噪声,以增强齿轮箱的脉冲分量。程军圣等^[8]研发了一种非线性模式分解方法来获取行星齿轮箱的复合故障特征。LYU等^[9]提出了一种改进的最大相关峰度反褶用于减少行星齿轮箱的背景噪声,以突出脉冲特性和增强故障检测精度。尽管上述方法已被广泛用于机械故障诊断,但它们专注于去噪效果,而忽略了信号的几何特性。因此,这些方法在消除背景噪声时会不可避免地削弱有用的故障特征信息。

形态学滤波器(MF)是一种出色的抗噪声的信号处理方法,其通过结构元素(SE)修改信号的几何特性。凭借这一优势,MF在旋转机械故障诊断中受到了广泛的关注。例如,GUO等^[10]设计了一种组合形态滤波器(CMF),通过消除信号幅值的统计偏差来突出信号中的脉冲分量。LI等^[11]提出了一种改进的形态梯度滤波器(MG),其使用谐波波形提取脉冲特征。然而,这些滤波器属于单尺度形态分析方法,其SE尺度是固定的,因此在提取故障特征时可能缺乏完整性。针对单尺度形态分析的不足,HU等^[12]提出了一种多尺度形态分析方法,并证明其在旋转机械故障诊断中优于单尺度滤波器。随后,OSMAN等^[13]开发了一种多尺度差分滤波器(DIF)来揭示滚动轴承的故障特征。GUO等^[14]提出了一种基于多尺度增强滤波器(EAVG)和模糊推理的轴承故障检测混合算法。LI等^[15]构建了一种改进的多尺度差分滤波器(COOC)来检测滚动轴承故障。由于上述多尺度形态滤波器只能同时提取信号中的正脉冲或负脉冲,DONG等^[16]提出了一种基于闭和开算子组合的平均滤波器(AVG),以获得振动信号的双向脉冲。然而,AVG对脉冲幅值的提取能力被削弱。考虑到多尺度黑顶帽(MBTH)表示原始信号与开算子的差值,主要用于获得负脉冲,而多尺度白顶帽(MWTH)表示原始信号与闭算子之间的差值,用于提取正脉冲。鉴于此,在MBTH和MWTH的基础上,借鉴差分滤波变换的思想,本文提出了一种多尺度改进差分滤波器(MIDIF)用于分析含有循环脉冲的旋转机械振动信号。然而,如何有效地确定MIDIF中的加权系数以提高瞬态脉冲分量提取的准确性,仍然是一项具有挑战性的任务。

为了解决上述问题,目前研究学者已经进行了

大量的研究。鄢小安等^[17]提出一种平均多尺度形态梯度滤波器来检测齿轮故障,但其加权系数在滤波器中是相同的。LI等^[18]开发一种加权平均多尺度形态梯度(WAMMG)来提取轴承故障特征。在WAMMG中,大尺度加权系数可以有效地抑制噪声,而用于表征故障特征的脉冲信息由小尺度加权系数保留。此外,WAMMG方法缺乏自适应能力。LI等^[19]和邓飞跃等^[20]使用遗传算法(GA)和粒子群优化(PSO)构建了一种自适应加权算法,以准确地获取加权系数。YAN等^[21]和LI等^[22]提出使用特征能量因子(FEF)和频域峰度(FDK)计算加权系数。但GA和PSO受适应度函数影响,而FEF和FDK在确定加权系数时只考虑单一异常模式下的故障信号,不与正常信号进行比较。因此,极难在最终输出信号中突出表征更多有效的故障分量。本文提出一种加权系数算法,其基于异常和正常情况下采集的振动信号与其MIDIF滤波信号之间的相关系数。该算法通过去除异常信号和正常信号之间的共同信息,可以极大地增强敏感故障分量且削弱不敏感故障分量。基于以上考虑,提出利用相关系数法对MIDIF的加权系数进行优化。

综上所述,提出了一种基于MBTH和MWTH差值的MIDIF,用于旋转机械的故障特征提取。MIDIF有效地获取振动信号中的双向脉冲成分,以抑制背景噪声来增强旋转机械故障特征。同时利用相关分析方法优化其MIDIF滤波信号的权重系数,可以有效地突出有用的MIDIF滤波信号和减少无效MIDIF信号。通过仿真信号和试验案例分析验证了MIDIF在故障特征提取方面的性能,并通过与现有算法(多尺度平均组合差值形态滤波(ACDIF)和多尺度形态梯度乘积滤波(MGPO))进行对比,验证了其有效性和可行性。

1 改进差分滤波基本理论

1.1 改进差分滤波器

假设输入信号 $f(n)$ 和所选结构元素 $g(m)$ 的定义域为 $f=(0, 1, \dots, N-1)$ 和 $g=(0, 1, \dots, M-1)$ ($M \leq N$),其中 M 和 N 分别表示 f 和 g 的信号点数。膨胀和腐蚀分别定义为:

$$(f \oplus g)(n) = \max\{f(n-m) + g(m)\} \quad (1)$$

$$(f \ominus g)(n) = \min\{f(n+m) - g(m)\} \quad (2)$$

式中, \oplus 和 \ominus 分别表示膨胀算子和腐蚀算子。腐蚀算子可以去除正脉冲;相反,膨胀算子可以减少负脉冲。

形态梯度(MG)表示为腐蚀和膨胀之间的差值

运算,定义为:

$$MG(f(n))=(f\oplus g)(n)-(f\ominus g)(n) \quad (3)$$

开、闭算子通过级联膨胀和腐蚀算子来构造,定义为:

$$(f\circ g)(n)=(f\ominus g\oplus g)(n) \quad (4)$$

$$(f\bullet g)(n)=(f\oplus g\ominus g)(n) \quad (5)$$

式中, \circ 和 \bullet 分别表示开算子和闭算子。开算子减少正脉冲并保留负脉冲,而闭算子保留正脉冲并去除负脉冲。

差分滤波器(DIF)表示闭和开之间的差值运算,定义为:

$$\begin{aligned} DIF(f(n)) &= (f\bullet g)(n) - (f\circ g)(n) = \\ & ((f\bullet g)(n) - f(n)) + (f(n) - (f\circ g)(n)) = \\ & BTH + WTH \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $BTH=(f\bullet g)(n)-f(n)$ 和 $WTH=f(n)-(f\circ g)(n)$ 分别表示黑顶帽(BTH)和白顶帽(WTH)。前者用于提取负脉冲,而后者用于获取正脉冲。

考虑到原始信号中同时存在正、负脉冲,基于BTH和WTH的改进差分滤波器(IDIF)定义为:

$$IDIF(f(n))=2f(n)-(f\circ g)(n)-(f\bullet g)(n) \quad (7)$$

1.2 性能评估

对仿真信号 $x(t)=\sin(10\pi t)+n(t)$ (如图1所示)进行分析并与不同形态的滤波器进行比较,以评估IDIF获取脉冲成分的性能。信号采样频率为1024 Hz,数据样本为1024, $n(t)$ 表示幅度为1的一系列正、负脉冲,且同一脉冲成分之间的间隔为400个采样点。随后,4个基本形态算子(MOs)使用长度 $L=10$ 的扁平型SE来分析仿真信号。

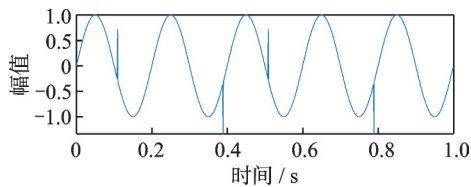


图1 仿真信号波形

Fig. 1 Waveform of the simulated signal

图2显示了4个基本MOs的滤波信号。然而,MOs只能提取正向或负向脉冲,不能同时获得正向和负向脉冲。随后,使用不同的MFs(MG、AVG、DIF、COOC、BTH、WTH和IDIF)来处理图1所示的信号,检测结果如图3所示。可以发现MG、DIF和COOC能够提取脉冲,但是所有的负向脉冲都转化为正向脉冲。虽然AVG可以获得正、负向脉冲,但提取的脉冲幅度被削弱。WTH只能提取正向脉冲,而BTH可以提取负向脉冲且被转换为负向脉冲。

IDIF的滤波结果如图3(g)所示,能够获得双向脉冲。因此,验证了IDIF对于提取循环脉冲更有效。

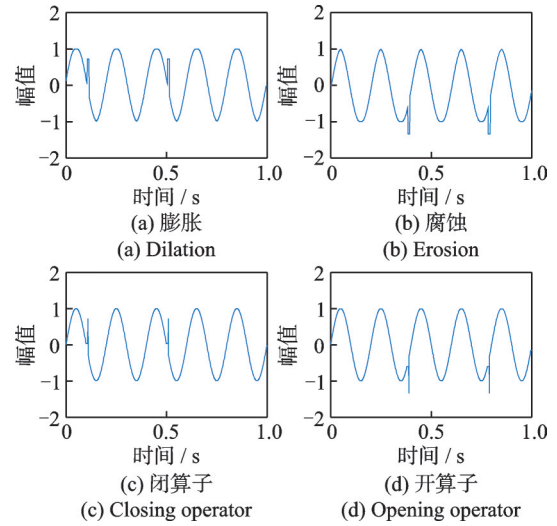


图2 基本MOs过滤的信号

Fig. 2 Signals filtered by the basic MOs

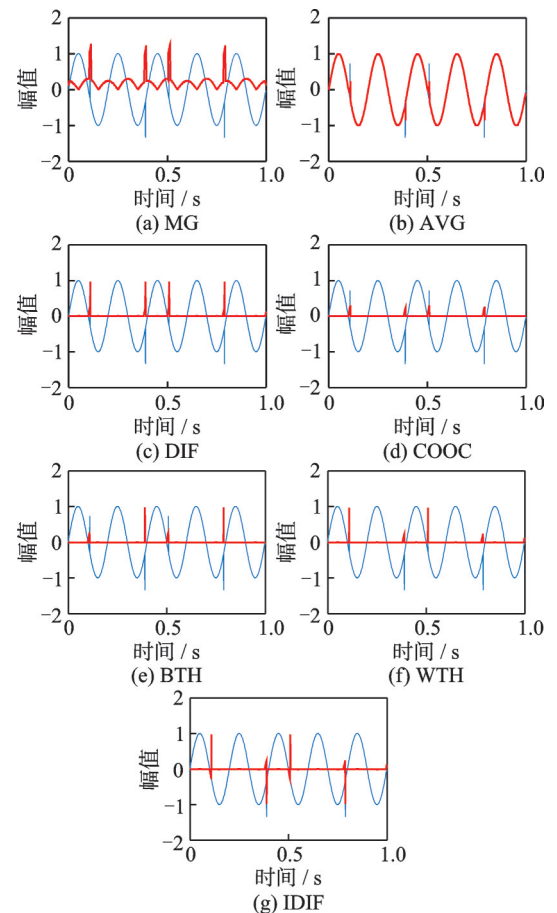


图3 MFs的滤波信号

Fig. 3 Signals filtered by MFs

2 多尺度改进差分滤波器

2.1 多尺度改进差分滤波器

为了更准确地挖掘故障特征,采用多尺度改进

差分滤波器对信号进行分析。假设 $g(m)$ 为单位 SE, $\epsilon(\epsilon=1,2,\dots,k)$ 为尺度, 尺度 ϵ 中使用的 SE 表示为:

$$\epsilon g(m) = \underbrace{g(m) \oplus g(m) \oplus \dots \oplus g(m)}_{k-1} \quad (8)$$

多尺度基本形态算子表示为:

$$(f \oplus \epsilon g)(n) = \underbrace{f \oplus g \oplus \dots \oplus g(n)}_{k-1} \quad (9)$$

$$(f \ominus \epsilon g)(n) = \underbrace{f \ominus g \ominus \dots \ominus g(n)}_{k-1} \quad (10)$$

$$(f \circ \epsilon g)(n) = ((f \oplus \epsilon g) \ominus \epsilon g)(n) \quad (11)$$

$$(f \bullet \epsilon g)(n) = ((f \oplus \epsilon g) \ominus \epsilon g)(n) \quad (12)$$

随后, 进一步定义了多尺度黑顶帽(MBTH)和多尺度白顶帽(MWTH)形态滤波器, 如下式所示:

$$MBTH^\epsilon(f(n)) = (f \bullet \epsilon g)(n) - f(n) \quad (13)$$

$$MWTH^\epsilon(f(n)) = f(n) - (f \circ \epsilon g)(n) \quad (14)$$

相应地, MBTH 用于提取负脉冲, 而 MWTH 用于获取正脉冲。考虑到原始信号中存在双向脉冲, 多尺度改进差分滤波器(MIDIF)表示为 MBTH 和 MWTH 之差, 其定义如下:

$$u_\epsilon = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} (\hat{f}(n) - \bar{\hat{f}})(MIDIF(\hat{f}(n)_{\epsilon g}) - \overline{MIDIF(\hat{f})})}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (\hat{f}(n) - \bar{\hat{f}})^2 \sum_{n=0}^{N-1} (MIDIF(\hat{f}(n)_{\epsilon g}) - \overline{MIDIF(\hat{f})})^2}} \quad (17)$$

式中, $\bar{\hat{f}}$ 和 $\overline{MIDIF(\hat{f})}$ 分别表示 $\hat{f}(n)$ 和 $MIDIF(\hat{f}(n)_{\epsilon g})$ 的平均值。

$$\varphi_\epsilon = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} (f(n) - \bar{f})(MIDIF(f(n)_{\epsilon g}) - \overline{MIDIF(f)})}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (f(n) - \bar{f})^2 \sum_{n=0}^{N-1} (MIDIF(f(n)_{\epsilon g}) - \overline{MIDIF(f)})^2}} \quad (18)$$

式中, \bar{f} 和 $\overline{MIDIF(f)}$ 分别表示 $f(n)$ 和 $MIDIF(f(n)_{\epsilon g})$ 的平均值。

步骤 4: 计算故障相关系数 η_ϵ :

$$\eta_\epsilon = |u_\epsilon - \varphi_\epsilon| \quad (19)$$

步骤 5: 计算每个尺度 ϵ 的加权系数 ω_ϵ :

$$\omega_\epsilon = \eta_\epsilon / \sum_{\epsilon=1}^{\epsilon_{\max}} \eta_\epsilon \quad (20)$$

3 仿真分析

3.1 信号模型

本节设计了一个模拟信号来说明 MIDIF 在提取故障特征方面的性能。当滚动轴承发生局部故障时, 其振动形式表现为周期性瞬态脉冲。然而, 瞬态脉冲不可避免地会被随机噪声所掩盖。为了模拟滚动

$$MIDIF^\epsilon(f(n)) = 2f(n) - (f \circ \epsilon g)(n) - (f \bullet \epsilon g)(n) \quad (15)$$

2.2 诊断流程

考虑到大尺度可以抑制背景噪声, 但可能会破坏有用的信号细节, 而小尺度可以平滑信号的几何特征, 但可能无法有效抑制噪声。因此, 将 MIDIF 的加权平均值作为最终输出:

$$MIDIF(f(n)) = \sum_{\epsilon=1}^{\epsilon_{\max}} \omega(\epsilon) MIDIF^\epsilon(f(n)) \quad (16)$$

式中, $\omega(\epsilon)$ 表示不同尺度下的加权系数 ($\epsilon=1,2,\dots,\epsilon_{\max}$), 会影响 MIDIF 的检测结果。因此, 有必要探索一种有效的方案来确定加权系数 $\omega(\epsilon)$, 以便在最终输出信号中突出显示更多有用的故障分量。本文提出了一种基于相关系数的加权系数算法来确定加权系数 $\omega(\epsilon)$, 其具体实现过程总结如下:

步骤 1: 定义 $\hat{f}(n)$ 和 $f(n)$ 分别为异常情况信号和正常情况信号。

步骤 2: 计算各尺度的异常情况信号 $\hat{f}(n)$ 与滤波信号 $MIDIF(\hat{f}(n)_{\epsilon g})$ 之间的相关系数 u_ϵ , 可定义为:

步骤 3: 计算各尺度的正常情况信号 $f(n)$ 与滤波信号 $MIDIF(f(n)_{\epsilon g})$ 的相关系数 φ_ϵ , 可定义为:

轴承的实际信号, 其故障模型定义如下:

$$x(t) = \sum_{n=-L}^L A_n(t_i) e^{-\alpha(t_i)} \sin(2\pi f_c t) + N(t) \quad (21)$$

式中, A_n 表示第 n 个故障脉冲信号的幅值; L 表示故障脉冲的数目; $t_i = t - (n/f_o)$, $f_o = 32$ Hz 表示故障特征频率; α 和 f_c 分别表示衰减参数和共振频率; $N(t)$ 表示具有信噪比为 -5 dB 的高斯白噪声。

图 4 为仿真信号的波形、频谱和包络谱。从频谱中无法识别故障频率 f_o 及其谐波。由图 4(c) 可知, 只能找到前两个故障缺陷频率 (f_o 和 $2f_o$), 高次谐波 ($3f_o$ 、 $4f_o$ 、 $5f_o$ 和 $6f_o$) 无法识别。

为了准确地提取故障频率 f_o 及其谐波, 利用 MIDIF 将仿真信号分解为一系列 MIDIFs。然后, 计算异常或正常情况下的信号与不同尺度下 MIDIFs 的相关系数。随后, 计算异常信号相关系数与正常

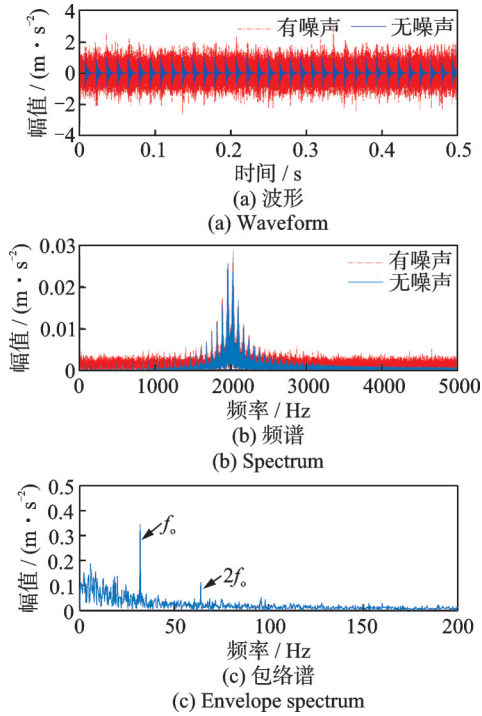


图 4 仿真信号

Fig. 4 Simulated signal

信号相关系数的差值,以去除通用信息来突出模拟信号的故障分量。最后,将对不同尺度的故障相关系数进行归一化,计算出 MIDIF 和多尺度差分滤波器(MDIF)的加权系数,其结果如图 5 所示。从图 5(a)中可以清楚地看出故障频率 f_0 及其谐波。相比之下,图 5(b)中前 3 个故障特征频率可以被识别出来,但在低频段存在丰富的干扰频率。这意味着 MIDIF 方法能够比 MDIF 更有效地获取故障成分。

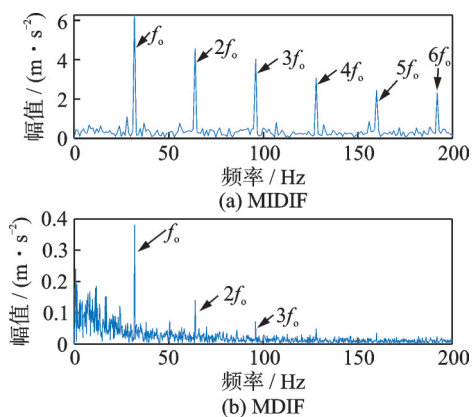


图 5 仿真信号的处理结果

Fig. 5 Processing results of the simulated signal

3.2 对比分析

为了证明 MIDIF 的优势,采用多尺度平均组合差值形态滤波器(ACDIF)^[23]和多尺度形态梯度乘积滤波器(MGPO)^[24]处理图 4(a)中呈现的仿真信号。根据文献[23],ACDIF 由两个基本级联算子的平均

加权组合而成,其通过基于 Teager 能量峭度的加权系数与不同 SE 尺度下的 ACDIF 信号相乘得到 ACDIF 滤波信号,如图 6 所示。从图 6 中只能找到故障频率 f_0 ,高次谐波无法识别且干扰谐波掺杂在低频段。根据文献[24],MGPO 是由两个梯度算子(MG 和 COOC)的乘积形成的,其通过基于特征能量因子(FEF)的加权系数和不同 SE 尺度下的 MGPO 信号相乘获取 MGPO 滤波信号,如图 7 所示。在图 7 中,虽然可以识别到故障频率 f_0 及其谐波,但仍存在一些谐波干扰频率。因此,仿真分析结果表明在特征提取方面 MIDIF 优于 ACDIF 和 MGPO 方法。

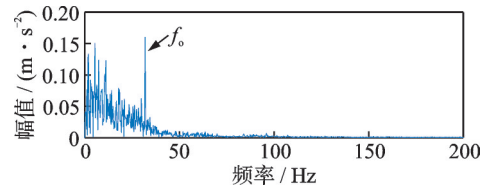


图 6 ACDIF 的处理结果

Fig. 6 Processing results of simulated signal by ACDIF

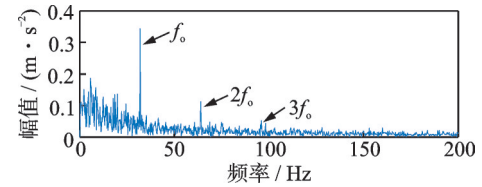


图 7 MGPO 的处理结果

Fig. 7 Processing results of simulated signal by MGPO

为了进一步证明 MIDIF 在强背景噪声下提取故障特征的性能,本研究利用故障缺陷指数来评估 MIDIF 在不同 SNRs 下的性能。对于给定的故障缺陷频率 f_0 ,故障缺陷指数 β 可以定义如下:

$$\begin{cases} \beta = \frac{\alpha(f_0) + \alpha(2f_0) + \alpha(3f_0)}{3} \\ \alpha(f_0) = \frac{A(f_0)}{\text{mean}(A(f_0 - 10), A(f_0 + 10))} \end{cases} \quad (22)$$

式中, $A(f_0)$ 表示故障缺陷频率的包络谱幅值; $\text{mean}(\cdot)$ 表示平均值。

图 8 给出了 MIDIF、MDIF、ACDIF 和 MGPO 在不同 SNRs 下的故障缺陷指数。可以发现, MIDIF 在不同 SNRs 下比其他 3 种算法具有更强的

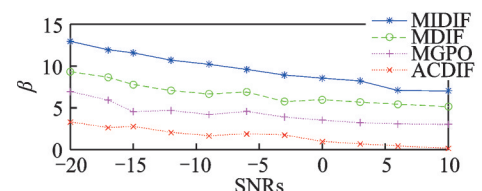


图 8 四种算法在不同 SNRs 下的故障缺陷指数

Fig. 8 Fault defect index of four algorithms under different SNRs

故障诊断能力。

3.3 加权系数对MIDIF的影响

为了说明加权系数对MIDIF的影响,采用加权多尺度改进差分滤波器(WMIDIF)和传统的多尺度改进差分滤波器(TMIDIF)来处理图4(a)中的波形。WMIDIF滤波信号是通过将加权系数与不同尺度下的MIDIF滤波信号直接相乘产生的,其结果如图9所示。从图9中可以看出,故障频率 f_0 及其谐波可以被清晰识别,但干扰频率仍在高次谐波附近。TMIDIF是通过直接平均所有尺度的IDIF滤波信号形成的,其处理结果如图10所示。虽然故障频率 f_0 及其谐波可以被观察到,但干扰频率的幅值明显高于故障频率的幅值。通过对比可以得出,相关系数法得到的加权系数能更好地突出测量信号中有用的故障成分。综上所述,对模拟信号的综合对比研究结果表明,基于相关系数的MIDIF方法在故障诊断中更为有效。

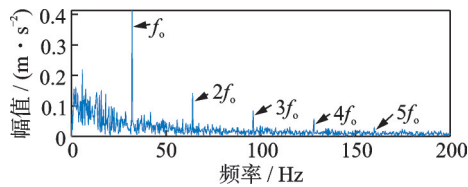


图9 WMIDIF的处理结果

Fig. 9 Processing results of simulated signal by WMIDIF

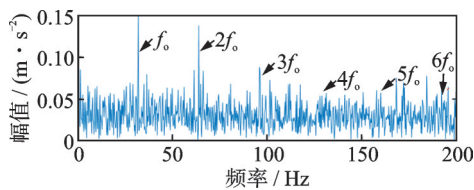


图10 TMIDIF的处理结果

Fig. 10 Processing results of simulated signal by TMIDIF

4 试验研究

4.1 滚动轴承故障诊断

为了验证MIDIF在故障特征提取方面的能力,采用图11所示的滚动轴承试验台进行试验。试验台主要包括发电机、联轴器、轴承支座和直流电机,且加速度传感器安装在轴承座的垂直方向。采样频

率和数据长度分别为13529 Hz和100000,电动机转速为1450 r/min。图12显示了滚动轴承外圈故障。滚动轴承的尺寸参数和故障频率如表1所示。

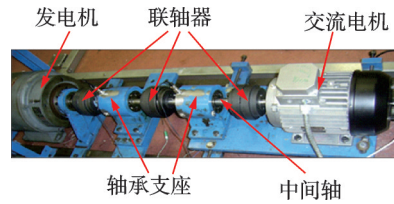


图11 滚动轴承测试平台

Fig. 11 The rolling bearing test platform

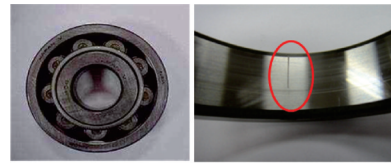


图12 滚动轴承外圈故障

Fig. 12 The rolling bearing outer race fault

滚动轴承振动信号的波形、频谱和包络谱如图13所示。从频谱中无法识别轴承故障频率 f_0 及其谐波。由图13(c)可知,轴承故障频率 f_0 被识别,但其高次谐波被背景噪声和干扰分量混合。

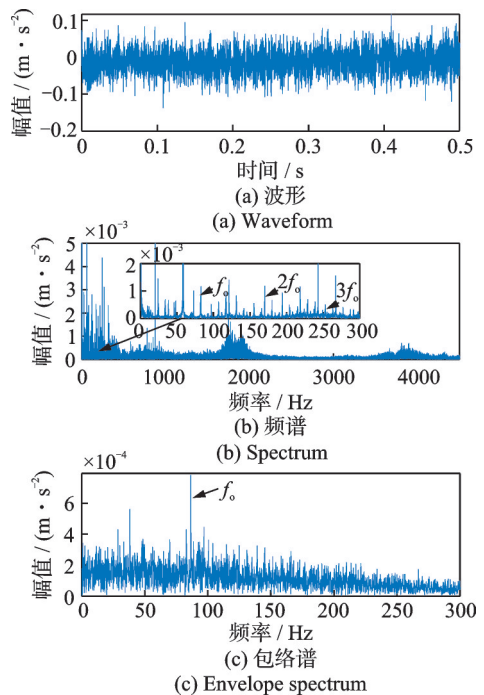


图13 滚动轴承振动信号

Fig. 13 Vibration signals from rolling bearing

表1 滚动轴承的主要参数

Tab. 1 Main parameters of rolling bearing

滚动轴承型号	滚子直径 d/mm	节径 D_m/mm	滚动体 个数 z	接触角 $\beta/(\text{°})$	外圈故障 频率 f_o/Hz	内圈故障 频率 f_i/Hz	滚动体故障 频率 f_b/Hz	保持架故障 频率 f_c/Hz
N406	14	59	9	0	83.3	135.1	48.3	9.3

为了提取故障频率 f_0 及其谐波,利用MIDIF分析滚动轴承故障信号。首先,故障信号通过MIDIF分解为一系列MIDIFs,并计算了MIDIF与故障信号之间的相关系数 u_ϵ ,以及MIDIF与正常方位信号之间的相关系数 φ_ϵ 。然后,通过 u_ϵ 和 φ_ϵ 之间的差值计算故障相关系数,以突出滚动轴承的故障成分。最后,通过对不同尺度的故障相关系数进行归一化,计算出MIDIF的加权系数,其分析结果如图14所示。在图14中能够看到轴承外圈故障 f_0 的谱线。

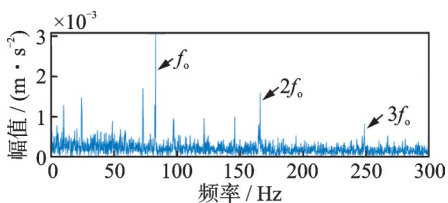


图 14 MIDIF 的处理结果

Fig. 14 Processing result of rolling bearing by MIDIF

为了比较,采用ACDIF和MGPO方法分析图13(a)的波形,其处理结果如图15和16所示。由图15可知,故障频率 f_0 及 $2f_0$ 能够被识别,但高次谐波 $3f_0$ 无法被识别。在图16中,只有故障频率 f_0 能够被识别,并且低频段存在随机噪声和无干扰。

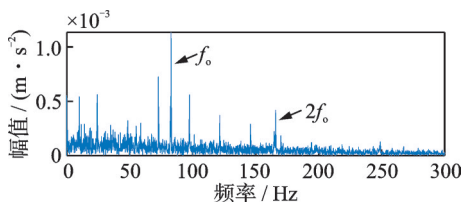


图 15 ACDIF 的处理结果

Fig. 15 Processing results of rolling bearing by ACDIF

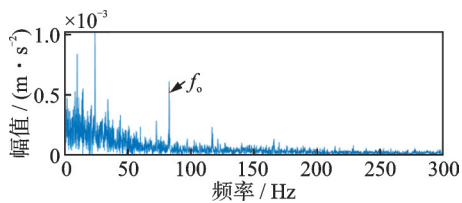


图 16 MGPO 的处理结果

Fig. 16 Processing results of rolling bearing by MGPO

4.2 行星齿轮箱故障诊断

行星齿轮箱试验台如图17所示,其主要由电机、平行轴齿轮、传感器、行星齿轮箱和发电机所组成。行星齿轮箱振动信号由安装在行星齿轮箱顶部的加速度传感器所获取,其信号的采样频率和数据长度分别为100000 Hz和3000000,电动机转速为300 r/min。图18显示了太阳轮点蚀故障。行星齿

轮箱的尺寸参数和故障频率如表2所示。

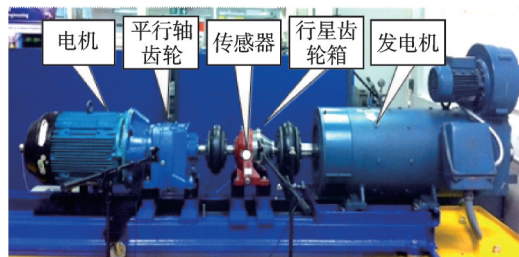


图 17 行星齿轮箱试验台

Fig. 17 The planetary gearbox test rig

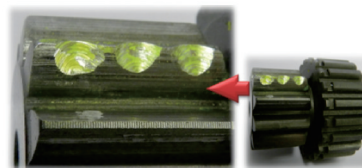


图 18 太阳轮点蚀故障

Fig. 18 The sun gear chipped tooth

表 2 行星齿轮箱的主要参数

Tab. 2 Main parameters of the planetary gearbox

结构	齿数	旋转频率 f_{rs}/Hz	啮合频率 f_{pm}/Hz	故障频率 f_{st}/Hz
太阳轮	10	9.36	—	24.18
行星轮	26	3.60	80.61	9.80
齿圈	62	—	—	3.90
行星架	—	1.30	—	—

太阳轮点蚀故障信号的波形、频谱和包络谱如图19所示。从图19(b)频谱中无法准确地识别太阳轮点蚀故障频率。由图19(c)可知,太阳轮故障频率 f_{st} 和 $2f_{st}$ 及其组合频率 $f_{st} \pm f_{rs}$ 和 $2f_{st} - f_{rs}$ 可以被识别,但太阳轮旋转频率 f_{rs} 和 $2f_{st} + f_{rs}$ 无法被识别。

为了提取太阳轮点蚀故障相关频率,利用MIDIF分析太阳轮点蚀故障信号。首先,故障信号通过MIDIF分解为一系列MIDIFs,计算MIDIFs与故障信号之间的相关系数 u_ϵ ,以及MIDIFs与正常信号之间的相关系数 φ_ϵ 。随后,通过 u_ϵ 和 φ_ϵ 之间的差值计算故障相关系数,以获得太阳轮的故障成分。最后,通过对不同尺度的故障相关系数进行归一化,计算出MIDIF的加权系数,其结果如图20所示。能够清晰地看到太阳轮旋转频率 f_{rs} 、太阳轮故障频率 f_{st} 和组合频率 $f_{st} + f_{rs}$ 及其谐波。

为了比较,采用ACDIF和MGPO方法分析太阳轮点蚀故障信号的波形,其处理结果如图21和22所示。在图21中,仅能识别太阳轮故障频率 f_{st} 和 $2f_{st}$ 及其组合频率 $f_{st} + f_{rs}$ 和 $2f_{st} - f_{rs}$ 。图22显示了

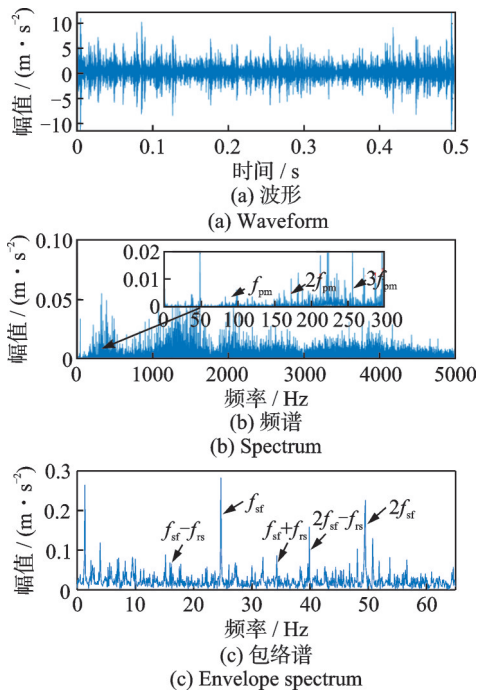


图19 太阳轮点蚀故障信号

Fig. 19 Fault signal of the sun gear chipped tooth

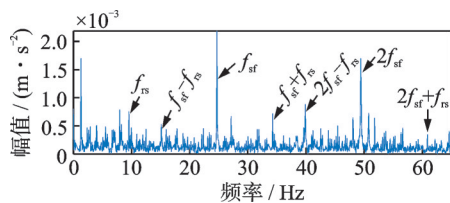


图20 MIDIF的处理结果

Fig. 20 Processing results of sun gear chipped tooth by MIDIF

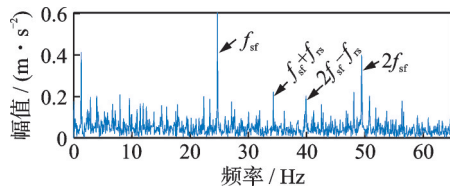


图21 ACDIF的处理结果

Fig. 21 Processing results of sun gear chipped tooth by ACDIF

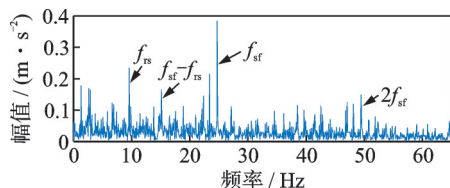


图22 MGPO的处理结果

Fig. 22 Processing results of sun gear chipped tooth by MGPO

ACDIF 滤波结果,从图中可以识别出太阳齿轮旋转频率 f_{rs} 、太阳齿轮缺陷频率 f_{sf} 及其谐波和组合频率 $f_{sf} - f_{rs}$,但不能识别出组合频率 $f_{sf} + f_{rs}$ 和 $2f_{sf} \pm f_{rs}$ 。

5 结论

本文提出了一种自适应多尺度形态学滤波器 (AMIDIF),用于去除随机噪声和谐波频率的干扰以增强旋转机械的瞬态脉冲成分。通过对滚动轴承和行星齿轮箱故障检测的研究,得出以下结论:

(1)借鉴多尺度黑、白顶帽算子和差分滤波变换的思想,提出了一种多尺度改进差分滤波器(MIDIF)。通过分析形态算子提取脉冲的特性,证明了MIDIF能够有效地获取双向脉冲,适用于分析含有循环脉冲的旋转机械振动信号。

(2)针对MIDIF中加权系数需要人为经验性选取的问题,提出了一种基于相关系数的加权重建算法,通过去除异常信号和正常信号之间的共同信息,以突出有用的MIDIFs和削弱其他MIDIFs的干扰。

(3)通过滚动轴承和行星齿轮箱故障的诊断,验证了MIDIF能够有效地增强旋转机械的瞬态脉冲成分。此外,MIDIF在故障特征提取方面优于多尺度差分形态滤波器(ACDIF和MGPO)。

参考文献:

- [1] 雷亚国,杨彬,李乃鹏,等.跨设备的机械故障靶向迁移诊断方法[J].机械工程学报,2022,58(12):1-9.
LEI Yaguo, YANG Bin, LI Naipeng, et al. Targeted transfer diagnosis method across different machines[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(12): 1-9.
- [2] GUO J C, HE Q B, ZHEN D, et al. Intelligent fault detection for rotating machinery using cyclic morphological modulation spectrum and hierarchical Teager permutation entropy[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 6196-6207.
- [3] 沈飞,陈超,徐佳文,等.数据领域选择与空间迁移在齿轮箱故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2021,34(2):389-401.
SHEN Fei, CHEN Chao, XU Jiawen, et al. Application of data domain selection and space transfer on gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(2): 389-401.
- [4] GUO J C, HE Q B, ZHEN D, et al. An iterative morphological difference product wavelet for weak fault feature extraction in rolling bearing fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 22(1): 296-318.
- [5] WANG L, LIU Z W, MIAO Q, et al. Time-frequency analysis based on ensemble local mean decomposition and fast kurtogram for rotating machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 103: 60-75.

- [6] 张志强,孙若斌,徐冠基,等.采用非相关字典学习的滚动轴承故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2019,53(6):29-34.
ZHANG Zhiqiang, SUN Ruobin, XU Guanji, et al. Bearing fault diagnosis based on incoherent dictionary learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(6): 29-34.
- [7] ZHANG X, WANG J X, LIU Z W, et al. Weak feature enhancement in machinery fault diagnosis using empirical wavelet transform and an improved adaptive bistable stochastic resonance[J]. ISA Transactions, 2019, 84: 283-295.
- [8] 程军圣,李梦君,欧龙辉,等.FA-PMA-VMD方法及其在齿根裂纹故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2018,37(15):27-32.
CHENG Junsheng, LI Mengjun, OU Longhui, et al. FA-PMA-VMD method and its application in gear tooth root crack fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(15): 27-32.
- [9] LYU X, HU Z Q, ZHOU H L, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis[J]. Measurement, 2019, 139: 236-248.
- [10] GUO J C, ZHEN D, GU F S, et al. Fast spectral correlation detector for periodic impulse extraction of rotating machinery[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3523013.
- [11] LI Y F, LIANG X H, LIU W W, et al. Development of a morphological convolution operator for bearing fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 421: 220-233.
- [12] HU Z N, WANG C, ZHU J, et al. Bearing fault diagnosis based on improved morphological filter[J]. Measurement, 2016, 80: 163-178.
- [13] OSMAN S, WANG W. A morphological Hilbert-Huang transform technique for bearing fault detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(11): 2646-2656.
- [14] GUO J C, ZHEN D, LI H Y, et al. Fault detection for planetary gearbox based on an enhanced average filter and modulation signal bispectrum analysis[J]. ISA Transactions, 2020, 101: 408-420.
- [15] LI Y F, LIANG X H, ZUO M J. Diagonal slice spectrum assisted optimal scale morphological filter for rolling element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 146-161.
- [16] DONG Y B, LIAO M F, ZHANG X L. et al. Faults diagnosis of rolling element bearings based on modified morphological method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(4): 1276-1286.
- [17] 鄢小安,贾民平.参数优化的组合形态-hat变换及其在风力发电机组故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2016,52(13):103-110.
YAN Xiaoan, JIA Minping. Parameter optimized combination morphological filter-hat transform and its application in fault diagnosis of wind turbine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(13): 103-110.
- [18] LI B, ZHANG P L, WANG Z J, et al. A weighted multi-scale morphological gradient filter for rolling element bearing fault detection[J]. ISA Transactions, 2011, 50(4): 599-608.
- [19] LI Y B, ZUO M J, LIN J H, et al. Fault detection method for railway wheel flat using an adaptive multi-scale morphological filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84: 642-658.
- [20] 邓飞跃,杨绍普,郭文武,等.基于自适应多尺度形态学AVG-Hat滤波的滚动轴承故障特征提取方法[J].振动工程学报,2017,30(6):1056-1065.
DENG Feiyue, YANG Shaopu, GUO Wenwu, et al. Fault feature extraction method for rolling bearing based on adaptive multi-scale morphological AVG-Hat filtering [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(6): 1056-1065.
- [21] YAN X A, JIA M P, ZHANG W, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing using a new optimal scale morphology analysis method [J]. ISA Transactions, 2018, 73: 165-180.
- [22] LI C, LIANG M. Continuous-scale mathematical morphology-based optimal scale band demodulation of impulsive feature for bearing defect diagnosis[J]. Journal of Sound Vibration, 2012, 331(26): 5864-5879.
- [23] 余建波,李传锋,吕靖香.轴承故障信号的平均组合差值形态滤波分析[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(10):1845-1853.
YU Jianbo, LI Chuanfeng, LYU Jingxiang. Average combination difference morphological filter analysis on fault signals of rolling bearing [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(10): 1845-1853.
- [24] LI Y F, ZUO M J, CHEN Y J, et al. An enhanced morphology gradient product filter for bearing fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 109: 166-184.

第一作者:郭俊超(1992—),男,博士,讲师。

E-mail:jc_guo12@163.com

通信作者:何清波(1980—),男,博士,教授。

E-mail:qbhe@sjtu.edu.cn