

一种采用 B 样条插值的改进能量算子在电梯电机轴承故障诊断中的应用

孙敏¹, 魏禹², 马吉祥¹, 周璇¹

(1. 西安交通工程学院 机械与电气工程学院, 西安 710300;

2. 西安邮电大学 自动化学院, 西安 710121)

摘要: 针对传统 Teager 能量解调算子方法对电梯运行系统中存在的强背景噪声较为敏感的不足, 提出了一种改进的能量解调算子方法; 采用了 B 样条技术与传统 Teager 能量算子方法进行结合, 其中建立的 B 样条曲线对信号进行插值起到滤波作用; 然后再利用 Teager 能量算子对滤波信号进行转换; 最后利用傅里叶变换得到转换信号的频谱图从而揭示故障特征; 所提出的基于 B 样条插值的能量解调方法不仅保留了传统能量解调算法的优点, 如较高的解调精度和优秀的时间分辨率等, 并且可以在强噪声背景下提取出微弱轴承故障特征; 经实验验证实现了提高强背景噪声下的轴承故障检测的性能, 能够在故障退化的早期检测故障, 满足了实际工况下故障诊断上的应用。

关键词: 电梯电机; 轴承故障诊断; 解调方法; B 样条插值; Teager 能量算子

An Improved Energy Demodulation Operator Method Using Bspline Interpolation for Bearing Fault Diagnosis of Elevator Motor

SUN Min¹, WEI Yu², MA Jixiang¹, ZHOU Xuan¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Traffic Engineering Institute, Xi'an 710300, China;

2. School of Automation, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: Traditional Teager energy demodulation operator method is susceptible to strong background noise in elevator operating systems, thus an enhanced energy demodulation operator method is proposed. This approach combines B-spline technique with the traditional Teager energy operator method, B-spline curves are utilized to filter the signal interpolation. Subsequently, the filtered signal is transferred by the Teager energy operator. Finally, Fourier transform is employed to obtain the spectrum diagram of the converted signal, revealing the fault characteristics. The proposed energy demodulation method based on the B-spline interpolation not only retains the advantages of traditional energy demodulation algorithms such as high precision and excellent time resolution, but also can extract the weak bearing fault characteristics of the strong noise backgrounds. The experiments verify the improved performance in the bearing fault detection under the strong background noise conditions, enabling the detection of early-stage fault degradation, it meets the applications of practical fault diagnoses.

Keywords: elevator motor; bearing fault diagnosis; demodulation method; B-spline interpolation; Teager energy operator

0 引言

电梯系统在公共交通和商业设施中扮演着至关重要的角色。其中, 电机是维持电梯运行不可或缺的核心组成部分。电梯电机通过将电能转换为机械能来驱动电梯的运行。当启动时, 电机带动轿厢旋转, 并借助钢缆提升货物或乘客。当到达指定楼层时, 停止电机转动使得电梯停止运行。此外, 电梯电机还通过控制系统来控制电梯的速度和方向, 确保电梯稳定运行。电梯电机需要定期检查和维护, 以确保其正常运行及附件的稳健性。若出现故障或失灵, 将影响电梯系统的正常运转, 不仅危及使用者安全, 也会给操

作、维修和维护带来无谓困扰。因此, 对于保养和维护电梯电机来说, 其重要性不言而喻^[1-2]。

轴承作为电梯电机的重要传动件起到了重要的传递作用, 但由于其工作环境较为恶劣导致容易损坏, 因此对轴承的早期故障检测非常重要。主轴传动轴承的好坏对于主要的回转精度、刚度、热特性和动态性都有着较大的影响^[3-4]。此外, 轴承有助于通过减少运动部件之间的摩擦来降低机械能量损失和需求进行维护。摩擦是由两个物体之间的物理接触引起的, 在电机中, 许多运动部件相互摩擦导致发热。这种热量会使轴承和其他部件升温, 可能导致

收稿日期: 2023-08-06; 修回日期: 2023-09-13。

基金项目: 西安交通工程学院校级中青年基金项目(2022KY-22); 陕西省教育厅科学研究项目(21JK0906)。

作者简介: 孙敏(1987-), 女, 硕士, 讲师。

引用格式: 孙敏, 魏禹, 马吉祥, 等. 一种采用 B 样条插值的改进能量算子在电梯电机轴承故障诊断中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(3): 118-124.

电机或其他部件损坏。为了减少摩擦, 电机必须使用轴承。轴承帮助通过在运动部件之间减少因摩擦产生的多余热量和能量损失来延长电机的使用寿命。因此, 对于电梯电机中轴承的状态监测与故障诊断是保证电梯系统正常运转的重要环节。当轴承内圈或外圈出现缺陷时, 当滚珠通过该缺陷时, 就会产生表示轴承故障特征的周期性脉冲。当能量被内部阻尼耗尽后, 这些脉冲就会以近似于指数包络线的方式衰减。这种信号被认为是调制信号, 其中调制信号的基频(包络)就是轴承的故障特征^[5-6]。因此, 振幅解调产生的包络信号传达了更多的故障信息, 这是原始信号的傅立叶频谱分析无法获得的。可以说, 解调技术是为这些调制信号量身定制的处理方法。

近年来, 一种流行的解调方法, 非线性能量算子技术得到了广泛应用。该种解调方法可以从原始信号中捕获调幅一调频信号。在这些非线性能量算子工具中, 最具代表性的是 Kaiser^[7]设计的 Teager 能量算子 (TEO, teager energy operator)。该算法是一种非线性微分算子, 能够有效地估计任意调制信号的时变包络。此外, 与其他常用解调分析工具相比, 如高频共振解调方法 (HFR, high frequency resonance) 和希尔伯特变换解调方法 (HT, hilbert transform), 它具有以下特点^[8-9]: 1) 由于 TEO 可以提供一个小的时间窗, 使其成为调制信号局部分析的理想工具, 同时具有优越的定位特性; 2) TEO 只对 3 个相邻的信号样本进行操作, 实现非常简单, 占用计算机资源少, 计算量少; 3) 它是一种无参数方法, 从而减轻了参数选择和重新校准的步骤。基于这些优点, TEO 已广泛应用于机械故障诊断。文献 [6] 针对强背景噪声下滚动轴承振动信号故障特征信息难以提取的问题, 提出了结合固有有时间尺度分解形态滤波和 TEO 相结合的轴承故障特征提取方法。文献 [10] 针对轴承故障信号中微弱周期性冲击的特征提取问题, 提出参数优化集合经验模式分解与 TEO 结合的轴承故障诊断方法。文献 [11] 针对轴承故障信号中伴有轴转频率和噪声等问题, 提出了基于信号共振稀疏分解与 TEO 结合的轴承故障诊断方法。文献 [12] 针对轴承故障的特征提取和识别问题, 提出了一种基于小波各子带 Teager 能量熵和模糊 c 均值的故障诊断方法。文献 [13] 提出了一种利用 TEO 对定子电流进行频谱分析的解调新方法。文献 [14] 提出将轴承振动信号转换到 Teager 能量域, 并采用统计和基于能量的度量对其进行特征化, 从而起到故障特征提取的作用。

然而, TEO 方法容易受到噪声的影响, 尤其是在背景噪声比较强烈的情况下, TEO 一般是无法直接从这种噪声干扰信号中提取有用的故障信息的。电梯运行环境嘈杂, 其动力主要由曳引机提供。因此, 在电梯运行过程中必然会产生噪声, 尤其是机械动作所致。当曳引机产生动力后, 它通过蜗杆传动减速箱和齿轮传递曳引机所产生的力。在传输过程中, 齿轮之间的相互作用可能导致噪音问题的出现。因此从电梯电机故障轴承中提取的振动信号中可能包

含了强烈的背景噪声。将 TEO 直接应用于电梯电机故障信号是无法提取故障特征频率。因此, 需要对原始信号进行前处理处理后, 才能有效提取轴承故障特征, 一般的处理思路是将 TEO 与不同的滤波方法进行结合, 先使用前滤波方法对原始故障信号进行处理, 然后将 TEO 作用于滤波后的信号, 这就降低 TEO 对噪声的敏感度, 从而提取出了轴承故障特征频率。虽然这种联合的方法有效, 但是这种联合的方法有一个明显的不足, 就是增加了故障特征提取的步骤, 这样不仅加大了应用的复杂性, 同时也加重了算法运行负荷, 造成运行耗时过长的问题, 这就导致这种方法在实际使用中的局限性。为了克服这个不足, 本文采用了一种新颖的基于 B 样条插值的能量解调方法^[15]。在这个方法中, 首先采用 B 样条理论设计样条插值多项式, 这种插值多项式一定程度上起到了时变滤波器的作用。但这和之前的所说的联合方法中真正的滤波器不同, 因为它的原理更加简单, 同时它是嵌入 TEO 之中, 没有繁琐的滤波步骤, 从而使用该方法更加直接, 也降低了计算复杂度。该种融合 B 样条插值的 TEO 能量解调方法可以增强其本身的鲁棒性, 从而更好地应对强背景噪声的影响。将该方法应用于真实电机轴承故障信号中取得很好的效果, 验证了该方法的实用性。

1 基于 B 样条插值的 Teager 能量算子

很多文献对于 B 样条插值的构建都进行了相关研究, 本文中采用文献 [16-17] 中的方法进行构建。B 样条插值技术是以较低的速率对信号进行重采样, 并采用抗混叠滤波器实现最小误差的信号逼近。该方法不仅是一种数据压缩方法, 而且是一种噪声抑制策略。用满足特定连续性约束的分段多项式来表示这些函数。假设给定一个初始信号 $x(n)$, 该信号在 B 样条空间可以表示为:

$$g_m^n(x) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} c(i)\beta^n(x/m-i) \quad (1)$$

式中, $\beta^n(t)$ 表示 n 阶 B 样条函数; $c(i)$ 为 B 样条的系数; m 代表节点之间的步长。从式 (1) 中可以看到, 最终的近似输出是由阶数 n 、结点步长 m 和系数 c 控制的, 这意味着 B 样条近似是这些系数给定的情况下, 确定使最小二乘误差准则最小化。最小二乘误差准则定义为:

$$\epsilon_m^2 = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} (g(k) - [c]_{\uparrow m} * b_m^n(k))^2 \quad (2)$$

式中, $b_m^n(k) := \beta^n(k/m)$; $*$ 代表卷积操作。 $[\cdot]_{\uparrow m}$ 表示上采样。

$c(i)$ 的解可以用下式表示:

$$c(i) = [p_m^n * x]_{\downarrow m}(i) \quad (3)$$

式中, $[\cdot]_{\downarrow m}$ 代表下采样; p_m^n 代表预滤波操作。

接下来, 讨论如何构建 B 样条插值的节点。如上所述, B 样条插值函数是分段多项式。期望的信号是由这些多项式片段连接在一起形成的, 这些连接点称为节点。因此, 节点是 B 样条插值重要组成部分。对于一组多成分信号, 可以使用下面的信号模型进行表示,

$$x(t) = \sum_{m=1}^N a_m(t) \cos[\varphi_m(t)] \quad (4)$$

式中, $a_m(t) > 0$ 为幅值; $\varphi_m(t)$ 代表相位。

通过式 (4), 可以得到瞬时幅值和瞬时频率:

$$A^2(t) = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N a_m(t) a_n(t) \cos[\varphi_m(t) - \varphi_n(t)] \quad (5)$$

$$\varphi'(t) = \frac{1}{A^2(t)} \sum_{m=1}^N (\varphi'_m(t) \sum_{n=1}^N a_m(t) a_n(t) \cos[\varphi_m(t) - \varphi_n(t)]) + \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \frac{a'_m(t) a_n(t)}{A^2(t)} \sin[\varphi_m(t) - \varphi_n(t)] \quad (6)$$

由于一个多成分信号都可以由两个信号的组合来进行表示, 即:

$$z(t) = A(t) e^{j\varphi(t)} = a_1(t) e^{j\varphi_1(t)} + a_2(t) e^{j\varphi_2(t)} \quad (7)$$

因此式 (5) 和 (6) 变为:

$$A^2(t) = a_1^2(t) + a_2^2(t) + 2a_1(t)a_2(t) \cos[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)] \quad (8)$$

$$\varphi'(t) =$$

$$\frac{1}{A^2(t)} (\varphi'_1(t) (a_1^2(t) + a_1(t)a_2(t) \cos[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)]) + \varphi'_2(t) (a_2^2(t) + a_1(t)a_2(t) \cos[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)]) + \frac{1}{A^2(t)} (a'_1(t)a_2(t) \sin[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)] - a'_2(t)a_1(t) \sin[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)]) \quad (9)$$

令 $\cos[\varphi_1(t_{\min}) - \varphi_2(t_{\min})] = -1$, 显然这时 $A(t)$ 为局部最小值。将其代入 (8) 和 (9) 得到:

$$|a_1(t_{\min}) - a_2(t_{\min})| = A(t_{\min}) \quad (10)$$

$$\varphi'_1(t_{\min}) (a_1^2(t_{\min}) - a_1(t_{\min})a_2(t_{\min})) + \varphi'_2(t_{\min}) (a_2^2(t_{\min}) - a_1(t_{\min})a_2(t_{\min})) = \varphi'(t_{\min}) A(t_{\min}) \quad (11)$$

又因为 $A(t_{\min})$ 为局部最小值, 所以 $A'(t_{\min}) = 0$ 。因此可得:

$$a'_1(t_{\min}) - a'_2(t_{\min}) = 0 \quad (12)$$

同理, 当在 t_{\max} 时, $A(t_{\max})$ 为局部最大值, 令 $\cos[\varphi_1(t_{\max}) - \varphi_2(t_{\max})] = 1$, 则得到:

$$\varphi'_1(t_{\max}) (a_1^2(t_{\max}) + a_1(t_{\max})a_2(t_{\max})) + \varphi'_2(t_{\max}) (a_2^2(t_{\max}) + a_1(t_{\max})a_2(t_{\max})) = \varphi'(t_{\max}) A(t_{\max}) \quad (13)$$

$$a_1(t_{\max}) + a_2(t_{\max}) = A(t_{\max}) \quad (14)$$

$$a'_1(t_{\max}) + a'_2(t_{\max}) = 0 \quad (15)$$

通过解式 (8) 到 (12), 可得到 $a_1(t_{\min}), a_2(t_{\min}), \varphi_1(t_{\min})$ 和 $\varphi_2(t_{\min})$ 。同样地, 通过式 (13) 到 (15), 可得到 $a_1(t_{\max}), a_2(t_{\max}), \varphi_1(t_{\max})$ 和 $\varphi_2(t_{\max})$ 。则 $a_1(t)$ 可通过一组内插点 $\{a_1(t_{\min}), a_1(t_{\max})\}$ 得出。 $a_2(t), \varphi_1(t)$ 和 $\varphi_2(t)$ 也可以通过同样的方式得出。通过得出的 $a_1(t), a_2(t), \varphi_1(t)$ 和 $\varphi_2(t)$ 则有:

$$\varphi'_1(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_1^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_1^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)}$$

$$\varphi'_2(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_2^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_2^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \quad (16)$$

式中, $\eta_1(t)$ 和 $\eta_2(t)$ 由一组内部插值点 $\varphi'(\{t_{\min}\})A^2(\{t_{\min}\})$ 和 $\varphi'(\{t_{\max}\})A^2(\{t_{\max}\})$ 得出。

则节点可通过下式得出:

$$h(t) = \cos \left[\int \frac{\varphi'_1(t) + \varphi'_2(t)}{2} dt \right] \quad (17)$$

通过以上 B 样条理论构建的 B 样条插值, 可以对采样离散信号进行插值操作并得到一组插值信号如下,

$$s_v(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c(n) \beta_v(t-n) \quad (18)$$

显然, $s_v(t)$ 是原始离散信号 $x[n]$ 在连续时间域上的扩展。基于 B 样条插值的能量解调算法的基本思想就是将连续时间域的信号 $s_v(t)$ 应用到 TEO 方法的表达式中, 即:

$$\phi[s_v(t)] = \left[\frac{\partial s_v(t)}{\partial t} \right]^2 - s_v(t) \frac{\partial^2 s_v(t)}{\partial t^2} \quad (19)$$

其中:

$$\frac{\partial s_v(t)}{\partial t} = \sum_n (c[n] - c[n-1]) \beta_{v-1}(t-n+1/2)$$

$$\frac{\partial^2 s_v(t)}{\partial t^2} = \sum_n (c[n+1] - 2c[n] + c[n-1]) \beta_{v-2}(t-n)$$

至此, 整个方法可称为基于 B 样条插值的能量解调方法。

2 模拟信号仿真

为了验证本文所提出的基于 B 样条插值的 TEO 方法的实用性, 此部分采用一个故障轴承模型用以模型轴承故障信号, 该轴承故障模型如下所示^[18]:

$$s(t) = \sum_{m=-M}^M A_m e^{-\xi \omega_n (t-mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i)} \sin \left[\omega_n \left(t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right) \right] u \left(t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right) + n(t) \quad (20)$$

式中, A_m 代表冲击振幅; ξ 代表阻尼系数; ω_n 代表系统共振频率; T 代表故障周期; τ_i 为第 i 次冲击相对于 T 的微小波动; $u(t)$ 是单位阶跃函数; $n(t)$ 代表模拟的高斯白噪声。信号采样点数为 20 000, 采样频率为 20 kHz。故障特征频率为 $FCF=100$ Hz。

为了更好地体现所提方法的实用性和优越性, 加入强背景噪声, 使轴承故障信号的信号比 $SNR=-10$ dB。本文所提方法应用于该模拟信号的过程: 首先将基于 B 样条插值的 TEO 应用于模拟信号从而得到时域包络信号, 然后利用傅里叶变换将时域包络信号从时域转换为频域, 得到包络信号的能量谱图从而在得到故障特征频率。

图 1 为加入强背景噪声的模拟轴承故障信号时域图。从图中可以看到, 轴承故障脉冲序列已经被强烈的背景噪声淹没, 无法分辨。首先使用前文提到的经典解调方法, 即 Teager 能量解调方法 (TEO) 和希尔伯特变换解调方法 (HT), 对该轴承模拟故障信号进行变换, 其变换后信号的包络谱如图 2 (a) 和 (b) 所示。从 TEO 和 HT 的包络谱中可以发现, 常用的经典解调方法 TEO 和 HT 都未能从强噪声污染的信号中分离出故障特征频率。正如前文中所述,

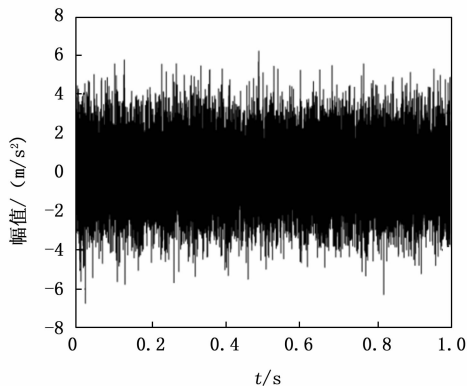
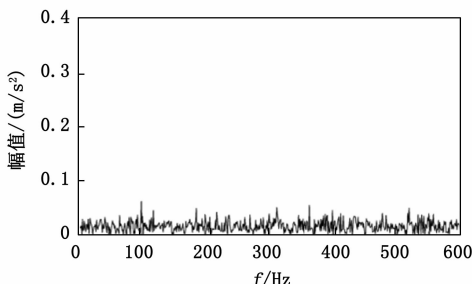
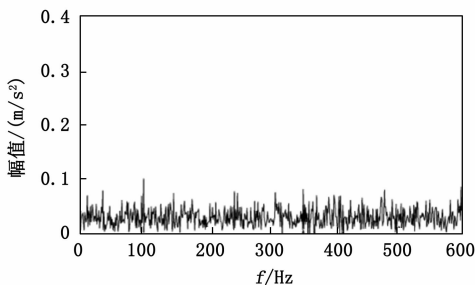


图 1 模拟轴承故障信号

这是由于 HT 和 TEO 对噪声较为敏感, 尤其是强背景噪声的工况下。



(a) HT包络谱



(b) TEO能量谱

图 2 HT 和 TEO 方法提取结果

现使用本文提出的基于 B 样条插值的 TEO 方法对其进行故障特征频率的提取, 提取结果如图 3 所示。从图中可以清楚地看到, 本文所提方法可以较好地提取出模拟轴承故障特征频率 100 Hz 和它的 2 倍频、3 倍频和 4 倍频。这是因为 B 样条插值可以起到一个时变滤波的作用, 经过 B 样条插值后的信号可以降低对 TEO 的影响, 从而更好地提取故障特征。

通过该模拟信号验证, 可以看到经典的 TEO 和 HT 解调方法虽然有很多优点, 如运算速度快和无参数设置等, 但是它们对噪声尤其是强背景噪声十分敏感。因此, 将其应用在原始的轴承故障信号中很可能无法直接提取出故障特征频率。而通过 B 样条插值改进的 TEO 可以很好地提取出故障特征频率。

为了更加全面地体现 B 样条的时变滤波作用, 在不同信噪比条件 (-10 dB 到 10 dB) 下进行对比分析。图 4 为

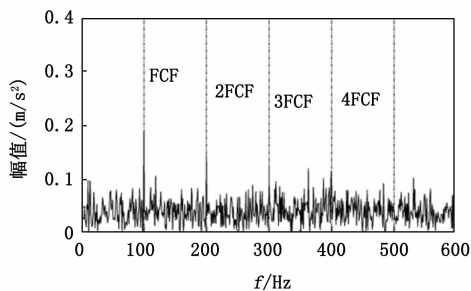


图 3 基于 B 样条 TEO 得到的能量谱

不同的信噪比条件下的输出信噪比的变化曲线图。从图中可以看到, 通过所提方法处理后的输出信号的 SNR 值都要比原始信号的 SNR 值要高, 说明所提出的 B 样条插值起到很好的滤波效果。

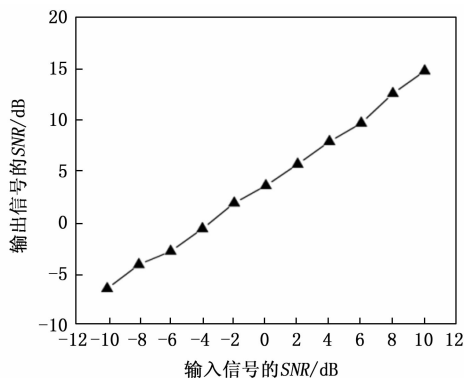


图 4 不同信噪比条件下的输出信号的 SNR

3 轴承故障特征提取实验

为了进一步验证所提方法的工程实用性, 本小节将采用一组真实轴承故障数据来进行验证。本次故障类型分为轴承的内圈故障和外圈故障。并且为了体现所提方法的优越性, 在内外圈故障诊断当中还加入了模态分解方法和最小最优熵反褶积的方法进行对比。

本次真实案例所采用的电机轴承故障数据由科廷大学机械工程系提供。该实验数据来自于 SpectrQuest 机械故障模拟器测试平台。该 SpectrQuest 实验平台主要由 6 个模块组成: 电动机、转速表、变速控制器、联轴器、正常轴承和故障轴承, 如图 5 所示。



图 5 实验平台

该电机故障仿真系统由一台 1 hp 电机驱动。转速由变

速控制器控制, 转速范围从 0 到 6 000 转/分。轴承座内安装两个 MB ER-16 K 滚动轴承。左侧安装正常滚动轴承, 右侧安装故障滚动轴承进行实验。采用一个联轴器来抑制电机产生的高频振动。振动信号以 51 200 个/s 进行采样。旋转轴以旋转频率 29 Hz (1 740 RPM) 的速度旋转。表格 1 为故障轴承的几何尺寸。

表 1 故障轴承的几何尺寸

滚珠的数量	9
滚珠直径	7.937 5 mm
节圆直径	38.50 mm
接触角	30°

根据故障轴承的几何信息, 计算得到轴承的外圈故障特征频率 (BPFO, ball pass frequency outer) 为 103.59 Hz, 内圈故障特征频率 (BPFI, ball pass frequency inner) 为 157.41 Hz。

3.1 内圈故障特征频率提取

首先, 进行轴承内圈故障特征频率的提取。图 6 (a) 和 (b) 为轴承内圈故障信号的时域图和相对应的 TEO 能量谱。从图 6 (a) 的时域信号中可以看到, 微弱的内圈故障脉冲序列已经被噪声掩盖而无法辨认。同时从图 6 (b) 中的能量谱中发现, 由于强噪声的存在, TEO 无法从该故障信号中提取出内圈故障特征频率及其倍频。

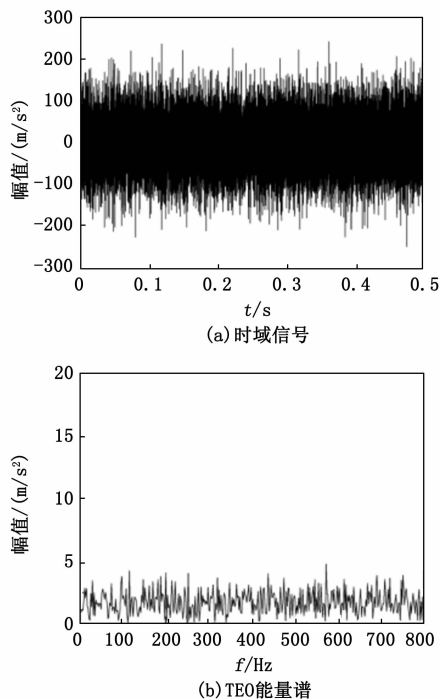


图 6 内圈故障信号及其 TEO 能量谱

现使用本文所提的基于 B 样条插值的 TEO 能量解调方法对该信号进行处理, 得到的相对应的能量谱如图 7 所示。从能量谱中可以看到, 本文所采用的基于 B 样条插值的 TEO 可以从强背景噪声污染的内圈故障信号中提取出内圈故障特征频率 157.41 Hz 及其它的前 3 个倍频, 验证了该

方法的工程实用性。

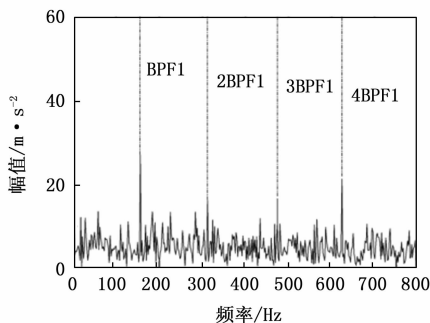


图 7 所提方法的能量谱

为了体现该方法的优越性, 采用故障诊断中常用的基于模态分解的方法进行对比。这里采用文献 [20] 中集成经验模态分解 (EEMD, ensemble empirical mode decomposition) 和 TEO 的联合方法。该联合方法的原理是首先使用 EEMD 方法将轴承故障信号分解成一些列本征模函数 (IMF, intrinsic mode function), 在分解的过程中同时达到了过滤噪声的目的, 然后选择合适的 IMF, 最后利用 TEO 对该 IMF 进行处理, 得到相对应的能量谱, 从而达到故障特征提取的目的。

图 8 为 EEMD 分解出的 IMF, 可以看到该 EEMD 把该原始内圈故障信号分解出了 IMF。因此, 必须从这 5 个 IMF 中挑选出蕴含故障信息最多的一个 IMF。这里采用最常用的峭度 (Kurtosis) 指标来选出合适的 IMF 从而进行下一步分析。从图 8 中可以看到, IMF3 的峭度值为 4.1221, 为 5 个分解出的 IMF 的峭度值最大, 因此选择 IMF3 进行进一步分析。最后使用 TEO 对 IMF3 进行转换, 最终得到的 TEO 能量谱如图 9 所示。从能量谱中可以看出, 虽然该种 EEMD+TEO 的联合方法可以提取出故障特征频率, 但相比于图 6 结果, 它的故障频率的幅值较低, 较难分辨, 并且从能量谱中也无法分辨出故障特征频率的倍频。

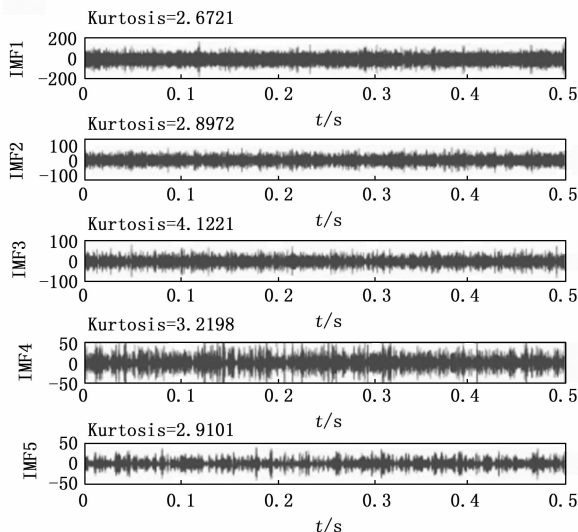


图 8 分解的 IMFs

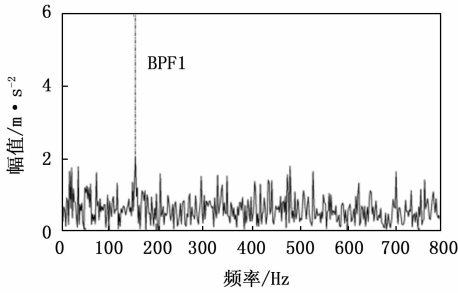


图 9 IMF3 的 TEO 能量谱

此外, 这种联合提取故障特征频率的方法的步骤也较为繁杂, 首先使用 EEMD 分解原始故障信号; 然后需选择合适的 IMF; 最后对合适的 IMF 进行故障特征提取。而本文所采用的方法更加的简单与直接, 因此实用性更强。

3.2 外圈故障特征频率提取

现进行轴承外圈故障特征频率的提取。图 10 为外圈故障特征信号时域图波形。从图中可以看到, 同内圈故障信号一样, 外圈故障脉冲序列由于强噪声影响已经无法进行分辨。直接采用 TEO 或者 HT 方法进行故障解调是不可行的。

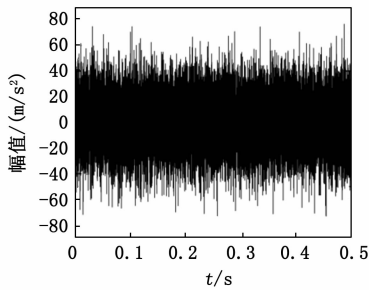


图 10 外圈故障信号

现使用本文所采用的基于 B 样条插值的 TEO 方法对该外圈故障信号进行故障特征频率的提取, 最终提取结果如图 11 所示。从能量谱可以发现, 同内圈故障诊断一样, 该方法仍然可以从强背景噪声中提取出外圈故障特征频率及其它的前 4 个倍频。

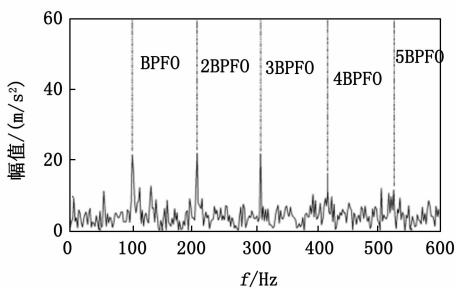


图 11 能量谱

类似地, 在外圈故障特征提取中, 采用文献 [21] 中一种先进的基于反卷积的方法, 即多点最优最小熵反卷积 (MOMEDA, multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted) 和 TEO 方法的与该方法进行比较。MOMEDA 方法与 EEMD 方法相比, MOMEDA 既能去除噪

声, 又能突出故障循环脉冲。此外, 基于 MOMEDA 的故障检测方法不需要选择敏感的 IMF, 提供了更好的便捷性。但需要注意的是, MOMEDA 方法中必须事先设置滤波器长度 L , 这是一个重要的参数。本次对比实验中参数设置为 $L = 2\ 500$ 。

图 12 为 MOMEDA 滤波后的外圈故障波形图。从波形可以看到, 与 EEMD 分解后的 IMF 不同, MOMEDA 不仅去除了大量的背景噪声, 还突出了故障脉冲序列。

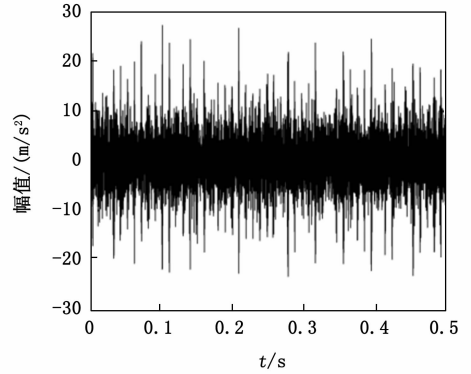


图 12 MOMEDA 滤波后的信号

然后使用 TEO 对滤波后的信号进行转换。其转换信号的能量谱如图 13 所示。通过该图可以看到, 经过滤波后, TEO 也可以很好地从滤波信号中提取出外圈故障特征频率及其倍频。显然基于 MOMEDA 的方法要明显强于基于 EEMD 的方法, 最主要的原因就是前面所述的 MOMEDA 可以很好地突出故障脉冲序列。这种方法的提取效果几乎与本文所采用方法的提取效果相似。但值得一提的是, 该种 MOMEDA 方法相对于本文所提方法, 虽然它的提取效果相似, 但正如前所述, MOMEDA 在使用前必须设置滤波器长度, 滤波器长度的选择在很大程度上影响着 MOMEDA 的滤波性能, 但是一般滤波器的长度选择都是盲目的或者需要人工经验进行选择。其次, 滤波器长度 L 也会产生严重的边缘效应, 导致滤波后的信号比原始信号短 L 个采样点。该种边缘效应如图 14 所示。减少故障信号的长度可能会导致故障相关内容的丢失, 特别是在滤波器长度 L 较大的情况下 [21]。因此, 与基于 B 样条插值的 TEO 方法相比, 基于 MOMEDA 的方法为实际中的应用带来一些不便。

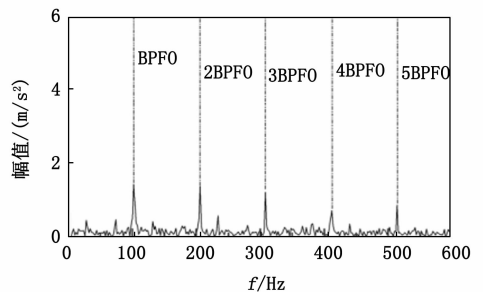


图 13 滤波后信号的能量谱

通过对真实案例实验的结果可以发现, 经典的 Teager

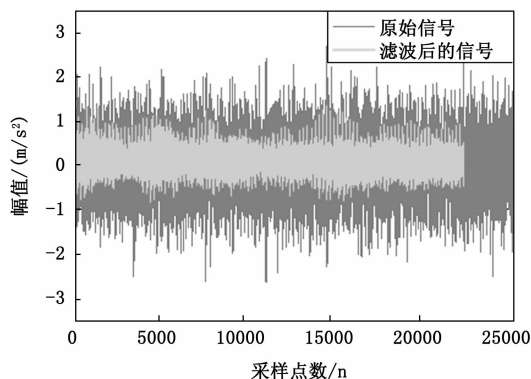


图 14 原始信号和滤波信号的比较

能量算子能够在存在轻微噪声的情况下检测出故障特征频率,但在恶劣的背景环境下,如存在较大噪声或故障初期,则无法提取出故障特征频率。相反,所采用的基于 B 样条插值的 TEO 在各种工况下都表现良好。虽然基于模态分解和反卷积的方法已被用于解决轴承弱故障特征的检测问题。然而,这些技术经常结合在一起,这可能导致一个复杂的过程和高计算复杂性。相比之下,该方法显示了更直接的故障特征检测过程,这一优点使其更易于在实践中应用。

4 结论语

本文采用了一种新的能量解调算法,称为基于 B 样条插值的能量算子方法,用于提取电梯电机滚动轴承的故障相关特征。该方法将信号逼近技术与经典的 Teager 能量算子技术相结合,大大提高了鲁棒性。该方法的显著优点是理论简单,计算效率高,应用方便和对强噪声具有较强的鲁棒性。最后,将基于模态分解和反卷积的两种常用故障检测方法与本文提出的方法进行比较。可以看到,基于 B 样条插值的 TEO 方法不管是在提取效果上还是便捷性上都明显强于 EEMD 和 TEO 结合的方法。与基于 MOMEDA 和 TEO 结合的方法相比时,不可否认这两种方法都具有较好的故障特征识别性能。然而,就便利性和实用性而言,基于 B 样条插值的 TEO 提供了更好的选择。此外,MO-MEDA 也会导致数据的丢失。因此,基于 B 样条插值的 TEO 方法为电梯电机轴承故障诊断提供了一种新的思路。

参考文献:

- [1] 张飞雄, 黄浩, 胡永明, 等. 基于 NB-IoT 的电梯安全远程监控系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (11): 117-122.
- [2] 吴桐, 闫军, 李炳震. 采用直线电机的电梯系统机电动力学模型构建与分析 [J]. 机械设计与研究, 2022, 38 (6): 66-69.
- [3] 焦玉冰, 李杰, 马喜宏, 等. 一种采煤机截割部滚动轴承故障诊断方法 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (5): 73-79.
- [4] 刘超. 基于 HDLMD 和 JRD 距离的电机轴承故障信号分解及性能评估 [J]. 自动化与仪表, 2023, 38 (7): 95-99.
- [5] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动

- 轴承故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2012, 31 (2): 1-5.
- [6] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于 ITD-形态滤波和 Teager 能量谱的轴承故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (4): 788-795.
- [7] KAISER J F. On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal [J]. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-Proceedings, 1990, 1 (1): 381-384.
- [8] 齐咏生, 刘飞, 李永亭, 等. 基于 MK-MOMEDA 和 Teager 能量算子的风电机组滚动轴承复合故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2021, 42 (7): 297-307.
- [9] 李伟. 基于 EEMD 和 Teager 能量算子的行星齿轮箱故障特征提取研究 [J]. 噪声与振动控制, 2020, 40 (4): 109-113.
- [10] 王凤利, 邢辉, 段树林, 等. OEEMD 与 Teager 能量算子结合的轴承故障诊断 [J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38 (1): 87-91.
- [11] 张文义, 于德介, 陈向民. 基于信号共振稀疏分解与能量算子解调的轴承故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33 (20): 111-118.
- [12] WAN S, ZHANG X. Bearing fault diagnosis based on teager energy entropy and mean-shift fuzzy C-means [J]. Structural Health Monitoring, 2020, 19 (6): 1976-1988.
- [13] PINEDA-SANCHEZ M, PUCHE-PANADERO R, RIERA-GUASP M. Application of the Teager-Kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2013, 28 (4): 1036-1044.
- [14] HENRIQUEZ RODRIGUEZ P, ALONSO J B, FERRER M A. Application of the Teager-Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis [J]. ISA Transactions, Elsevier, 2013, 52 (2): 278-284.
- [15] XU Y, LI Y, WANG Y. A novel strategy using optimized MOMED and B-spline based envelope-derivative operator for compound fault detection of the rolling bearing [J]. Structural Health Monitoring, 2022, 1: 1-18.
- [16] YANG Y, MIAO C, DENG J. An analytical expression for empirical mode decomposition based on B-spline interpolation [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2013, 32 (6): 2899-2914.
- [17] CHEN Q, HUANG N, RIEMENSCHNEIDER S, et al. A B-spline approach for empirical mode decompositions [J]. Advances in Computational Mathematics, 2006, 24 (1/2/3/4): 171-195.
- [18] 唐贵基, 庞彬. 基于 1.5 维 Teager 峭度谱的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2015, 34 (15): 72-76.
- [19] 李伟. 基于 EEMD 和 Teager 能量算子的行星齿轮箱故障特征提取研究 [J]. 噪声与振动控制, 2020, 40 (4): 109-113.
- [20] 严嵩, 李伟光, 赵学智, 等. 基于 MKurt-MOMEDA 和 Teager 能量算子的柔性薄壁轴承的故障特征提取方法 [J]. 机床与液压, 2021, 49 (6): 156-162.
- [21] LI T, KOU Z, WU J, et al. Application of Adaptive MOMEDA with Iterative Autocorrelation to Enhance Weak Features of Hoist Bearings [J]. Entropy, 2021, 23 (7): 789.