

注: HJ 十三五预研项目 (No. 3020801010203)

摘要: 针对强背景噪声下滚动轴承早期故障信号信噪比低、特征提取难度大的问题, 提出一种将自回归 - 最小熵解卷积 (autoregressive-minimum entropy deconvolution, AR-MED) 与 Teager 能量算子 (teager energy operator, TEO) 相结合的滚动轴承故障诊断方法。为了达到增强故障信号中冲击成分的目的, 采用 AR-MED 对信号进行滤波处理。依据滤波后信号的 Teager 能量谱, 获取滚动轴承的故障特征频率。通过对仿真信号和实测信号进行分析, 验证了该文所提方法在强背景噪声下滚动轴承早期故障诊断中的有效性。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 自回归 - 最小熵解卷积; Teager 能量算子

中图分类号: TH212; TH213.3 文献标识码: A 文章编号: 1006-883X(2021)02-0027-07

收稿日期: 2020-12-28

基于 AR-MED 和 TEO 的滚动轴承早期故障诊断方法

赵天升¹ 常雪²

1. 中国船舶重工集团公司第七一三研究所, 郑州 450015; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044

0 前言

滚动轴承在机械设备的传动系统中起着重要的作用。由于滚动轴承实际使用工况复杂, 发生故障的概率也相对较高。因此, 及时有效地提取滚动轴承的故障特征, 确保机械设备连续可靠运行, 避免因突发故障造成不必要的损失是机械设备状态监测和故障诊断的研究重点^[1]。在滚动轴承出现损伤的初期, 故障特征信号通常较为微弱, 且受到强背景噪声的干扰, 因此, 需要采用一种有效的方法对滚动轴承早期的微弱故障特征进行提取。

Teager 能量算子 (teager energy operator, TEO) 由 Maragos P 与 Kaiser J F^[2] 所提出, 他能够对信号中所包含的瞬态特征进行增强, 非常适合检测信号中的冲击成分。齐咏生等人^[3] 运用粒子群优化算法对最大相关峭度解卷积 (maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD) 的参数进行优化, 并结合了 Teager 能量算子, 完成了对滚动轴承复合故障特征的

提取。王凤利等人^[4] 将参数优化后的集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 与 Teager 能量算子相结合, 对滚动轴承故障进行了有效地诊断。祝小彦等人^[5] 提出了多点最优调整的最小熵解卷积 (multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjuste, MOMEDA) 与 Teager 能量算子相结合的故障诊断方法, 该方法能够有效地提取故障信号中的特征频率成分。刘建春等人^[6] 首先依据谱峭度 (spectral kurtosis, SK) 对原始故障信号进行滤波处理, 而后利用 Teager 能量算子增强信号中的冲击特征, 通过包络谱分析法成功将滚动轴承内外圈的故障特征频率从原始信号中提取出来。

但是, Teager 能量算子所具有的高时间分辨率特性导致其对噪声也比较敏感, 在强背景噪声下提取滚动轴承故障特征的效果并不理想^[7]。因此, 有必要预先对滚动轴承故障信号进行滤波处理。

最小熵解卷积 (minimum entropy deconvolution,

MED) 理论最早由 Wiggins R A^[8] 于 1978 年所提出。Endo H 等人^[9] 将其应用于齿轮箱故障诊断，取得了增强故障信号冲击性的效果。Sawalhi N 等人^[10] 提出了将谱峭度与最小熵解卷积相结合的方法，并将其应用于滚动轴承的故障诊断中，取得了很好的效果。

滚动轴承故障信号含有周期性冲击成分、非周期成分和噪声成分，直接使用最小熵解卷积增强信号中周期性冲击成分的同时，也会对非周期成分有增强效果，导致信号的频谱受到非周期成分的干扰^[11]。因此，为了削弱信号中非周期成分以及系统传递路径对周期性冲击成分的干扰，提高滚动轴承故障诊断的精度，提出一种融合自回归 - 最小熵解卷积 (autoregressive-minimum entropy deconvolution, AR-MED) 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断方法。利用 AR-MED 对原始信号进行滤波处理，达到增强信号中周期性冲击成分的目的，而后计算滤波后信号的 Teager 能量谱，提取故障特征，完成对滚动轴承早期故障的诊断。

1 基本理论

当滚动轴承出现局部损伤后，旋转部件与损伤部位接触后将形成冲击，周期性运转即形成循环冲击。与此同时，轴承各部件之间存在间隙及装配误差，运转过程中也会产生随机冲击。因此，传感器所采集到的振动信号是由故障引起的周期性冲击、轴承部件随机碰撞产生的非周期性冲击以及噪声共同叠加后的振动响应。设零均值平稳信号为^[12]:

$$y_n = (x_n + w_n + e_n) \cdot h_n \quad (1)$$

式中： y_n ——传感器采集到的振动信号；

x_n ——非周期性冲击成分；

w_n ——周期性冲击成分；

e_n ——噪声；

h_n ——轴承系统的传递函数。

为了便于分析，暂时忽略噪声 e_n 的影响。对式(1)进行简化，可将 x_n 与 w_n 视为系统的输入量，而输出量则可表示为输入量与系统传递函数 h_n 的卷积。

1.1 自回归 (AR) 模型

对于零均值平稳信号 y_n ，且 $\{y_i | i \in n\}$ 可由其前 i 个值 y_1, y_2, \dots, y_i 线性表示，由多元线性回归的思想，

可得 k 阶自回归模型^[13]，记为 $AR(k)$:

$$y_i = \sum_{j=1}^k a_j y_{n-j} + e_n \quad (2)$$

式中： y_i ——待预测的第 i 个时间序列；

a_j ——AR 模型的第 j 个系数；

k ——AR 模型阶数。

依据信号的自相关指标可以确定 AR 模型的系数。AR 模型满足 Yule-Wallker 方程，即：

$$r_{yy}^{(j)} + \sum_{l=1}^j a_l r_{yy}^{(j-l)} = b(0)^2 \delta(j), k \geq 0 \quad (3)$$

式中： $r_{yy}^{(j)} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y(i)y(i-j)$, $0 \leq j \leq k-1$ ， n 为信号的采样点数；

$b(0)^2$ ——二阶统计特征；

δ ——自相关系数。

将式(3)写成矩阵形式：

$$\begin{bmatrix} r_{yy}^{(0)} & r_{yy}^{(-1)} & \dots & r_{yy}^{(k-1)} \\ r_{yy}^{(1)} & r_{yy}^{(0)} & \dots & r_{yy}^{(-k+2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{yy}^{(k-1)} & r_{yy}^{(k-2)} & \dots & r_{yy}^{(0)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(k) \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} r_{yy}^{(1)} \\ r_{yy}^{(2)} \\ \vdots \\ r_{yy}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据信号自相关的性质可知，信号中的周期性冲击成分仅与自身的相关性最高，而与其他噪声成分的相关性则较低。因此，对原信号进行 AR 滤波后，周期性冲击成分 w_n 将从原始信号 y_n 中分离出来，AR 滤波后信号 z_n 将由周期性冲击成分和噪声组成。即：

$$z_n = w_n \cdot h_n + e_n \quad (5)$$

1.2 最小熵解卷积 (MED)

峭度是描述信号中瞬态冲击成分的一个指标，峭度值越大，表明信号中的冲击成分越强。MED 以峭度是否达到最大作为控制运算是否终止的条件。因此，对信号进行 MED 滤波，可以增强信号中的周期性冲击成分。具体运算过程如下：

(1) 确定目标函数。Wiggins 采用四阶累积量作为目标函数，目标函数取得最大值时所对应的解即为最优解。

$$O_k(f) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i^4}{\left[\sum_{i=1}^n w_i^2 \right]^2} \quad (6)$$

其中：周期性冲击成分 w_i 满足 $\{w_i | i \in n\}$ ；

$O_k(f)$ ——目标函数；

k ——累积量的阶数。

为使目标函数达到最大值，只需对式(6)求一阶导数，并令其等于0，如式(7)所示：

$$\frac{\partial O_4(f_n)}{\partial f_n} = 0 \quad (7)$$

(2) 依据所求得的最优逆滤波器系数 f_L ，对输入信号 z_n 进行解卷积运算，即可得到其中的周期性冲击成分 w_n 。即：

$$w_n = \sum_{l=1}^L f_l z_{n-l} \quad (8)$$

观察上式可知，输入信号 z_n 与输出信号 w_n 的关系可由下式表示：

$$\frac{\partial w_n}{\partial f_l} = z_{n-l} \quad (9)$$

依据式(7)、(8)、(9)进行推导可得：

$$\left[\frac{\sum_{i=1}^n w_i^2}{\sum_{i=1}^n w_i^4} \right] \sum_{i=1}^n w_i^2 z_{i-l} = \sum_{m=1}^L f_m \sum_{i=1}^n z_{i-l} z_{i-m} \quad (10)$$

将上式变换为矩阵形式：

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}f \quad (11)$$

式中： f ——逆滤波器系数；

A ——逆滤波输入信号的 Toeplitz 自相关矩阵；

b ——输入与输出信号的互相关矩阵。

对式(11)进行矩阵逆运算即可得到逆滤波器系数：

$$f = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b} \quad (12)$$

基于 AR-MED 的滤波流程如图 1 所示。

1.3 Teager 能量算子 (TEO)

连续信号 $x(t)$ 的 Teager 能量算子 $\psi_c[x(t)]$ 可定义为：

$$\psi_c[x(t)] = \dot{x}^2(t) - x(t)\ddot{x}(t) \quad (13)$$

式中， $\dot{x}(t)$ 与 $\ddot{x}(t)$ 分别是信号 $x(t)$ 的一阶与二阶微分。

离散信号 $s(n)$ 的 Teager 能量算子可以表示为：

$$\Psi_d[s(n)] = s^2(n) - s(n-1)s(n+1) \quad (14)$$

由式(14)可知，在计算离散信号的 Teager 能量算子时，仅使用 3 个数据点便可得到任意时刻 n 处的

信号能量。因此，他具有计算简单、时间分辨率高等优点，适合用来检测信号中的周期性瞬态冲击成分。

2 基于 AR-MED 与 Teager 能量算子相结合的滚动轴承故障诊断方法

利用 AR-MED 构造的逆滤波器对振动信号进行解卷积运算，不仅可以得到信号中的周期性冲击成分，而且还能有效地削弱信号中噪声成分的干扰，为后续的故障特征提取过程提供便利。Teager 能量算子具有时间分辨率高、计算简单等优点，非常适合作为后处理技术来检测信号中的冲击脉冲成分^[14]。因此，为了充分发挥各自的优势，达到优势互补的目的，提出了融合 AR-MED 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取方法。具体流程如图 2 所示。

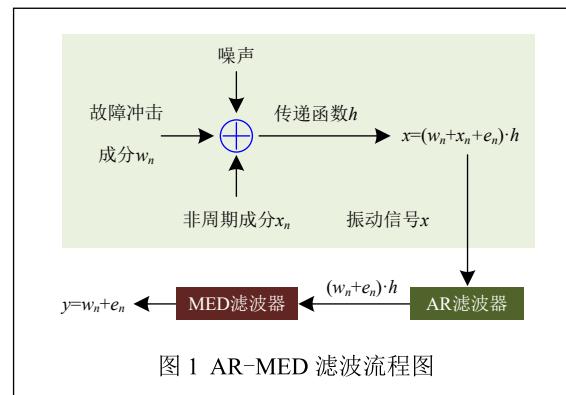


图 1 AR-MED 滤波流程图

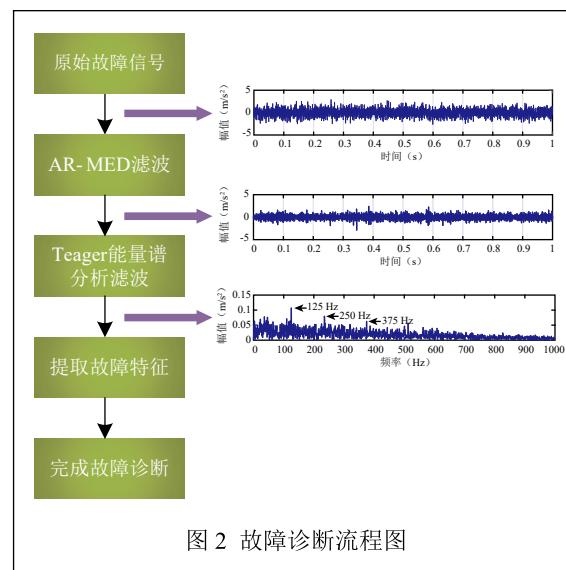


图 2 故障诊断流程图

3 仿真信号分析

根据文献[15-16]，滚动轴承外圈故障仿真信号可由下式表示：

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + A_n \cdot n(t) \\ s(t) = \sum_i A_m \cdot e^{-g/T_m} \cdot \sin 2\pi f_n t \end{cases} \quad (15)$$

式中：滚动轴承外圈故障仿真信号 $x(t)$ 由周期性冲击信号 $s(t)$ 和白噪声 $n(t)$ 通过叠加得到；

A_m ——周期性冲击信号 $s(t)$ 的幅值；

A_n ——白噪声的幅值；

g ——阻尼系数；

$T_m = \frac{1}{f_c}$ ——冲击序列的周期，其中 f_c 为冲

击的频率，也是滚动轴承外圈的故障特征频率；

f_n ——轴承系统的固有频率。

为了模拟强背景噪声下滚动轴承外圈故障工况，设置冲击信号的幅值 A_m 为 0.5；噪声幅值 A_n 为 0.6；阻尼系数 g 为 2.5；周期性冲击的频率 f_c 为 125 Hz；系统的固有频率 f_n 为 1500 Hz；设定采样点数 $N=3,000$ ；采样频率 $F_s=3,000$ Hz。

周期性冲击信号 $s(t)$ 和仿真信号 $x(t)$ 的时域波形如图 3 和图 4 所示。对仿真信号进行希尔伯特包络解调，其包络谱如图 5 所示。

对比图 3、图 4 可以发现，仿真信号中的周期性冲击成分完全被噪声所淹没，从包络谱中也无法发现滚动轴承外圈的故障特征频率。

首先，对仿真信号进行 Teager 能量算子解调，其 Teager 能量谱如图 6 所示。

由于仿真信号中含有强背景噪声，所以 Teager 能量谱中也无法找到明显的故障特征频率。通过上述分析可知，由于滚动轴承早期故障特征信号较为微弱，且受到强背景噪声的干扰，仅通过希尔伯特包络解调和 Teager 能量算子解调无法实现对微弱故障特征的提取。因此，有必要预先对信号进行滤波处理，削弱噪声成分的干扰。

下面采用本文所提方法对仿真信号进行处理。首先，进行 AR-MED 滤波，滤波后信号的时域波形及包络谱如图 7、图 8 所示。峭度是描述信号中

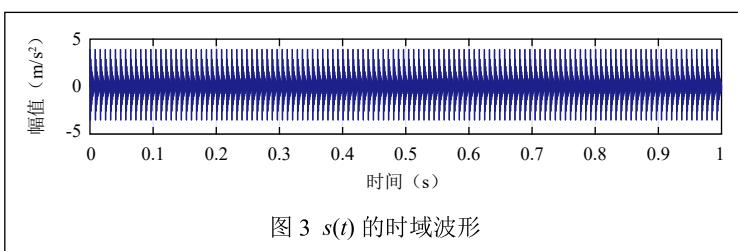


图 3 $s(t)$ 的时域波形

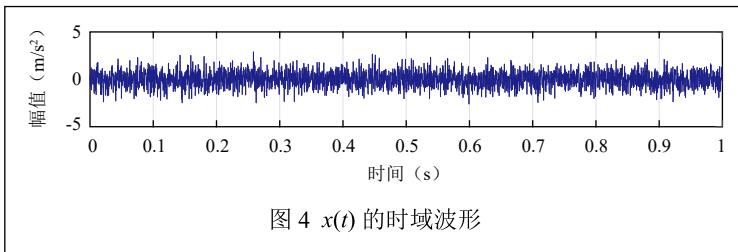


图 4 $x(t)$ 的时域波形

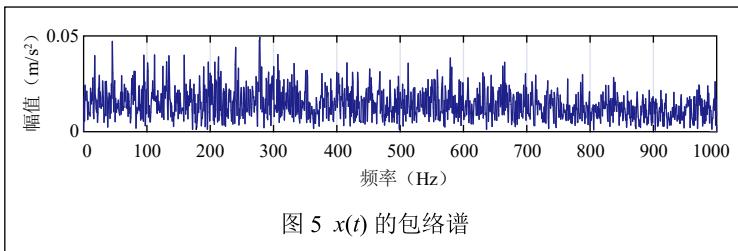


图 5 $x(t)$ 的包络谱

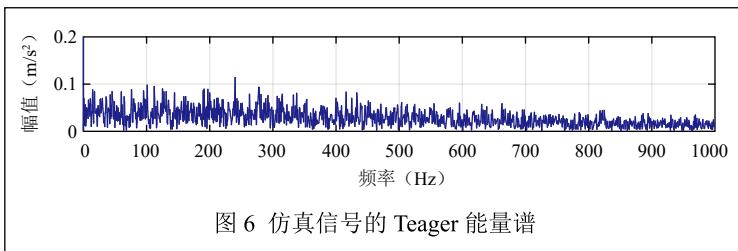


图 6 仿真信号的 Teager 能量谱

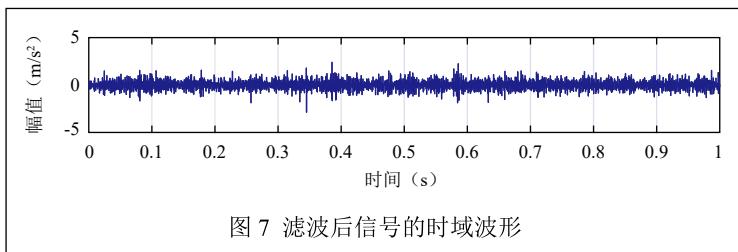


图 7 滤波后信号的时域波形

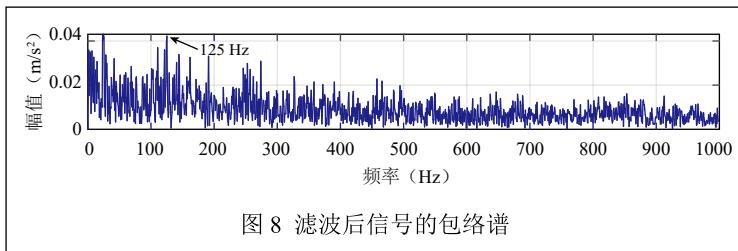


图 8 滤波后信号的包络谱

冲击成分的统计量，分别计算原始信号以及 AR-MED 滤波后信号的峭度，如图 9 所示，可以发现，滤波后信号的峭度有了很大的提高。此外，通过观察滤波后信号的时域波形也发现其中包含明显的周期性冲击成分，由此可以说明，滤波后信号中的冲击成分得到明显增强，背景噪声得到有效抑制。

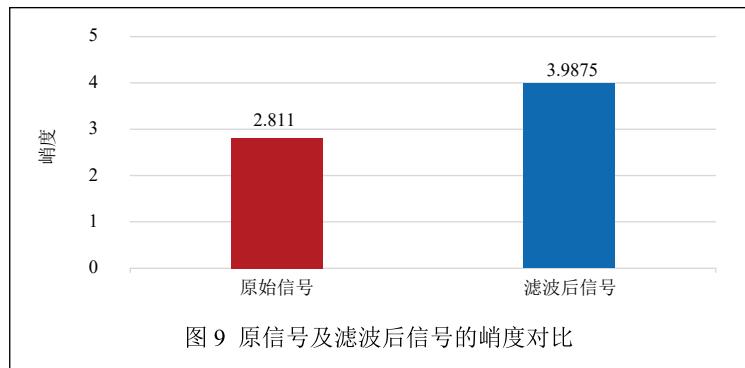


图 9 原信号及滤波后信号的峭度对比

尽管滤波后信号的峭度得到了很大的提高，且包络谱中出现了滚动轴承外圈故障频率 125 Hz，但 125 Hz 周围仍存在其他谱线的干扰，容易导致误诊断。因此，还需对滤波后的信号进行后处理。

求取滤波后信号的 Teager 能量谱，如图 10 所示，可以看到滚动轴承外圈故障频率 125 Hz 及其倍频，且无其他明显谱线干扰。

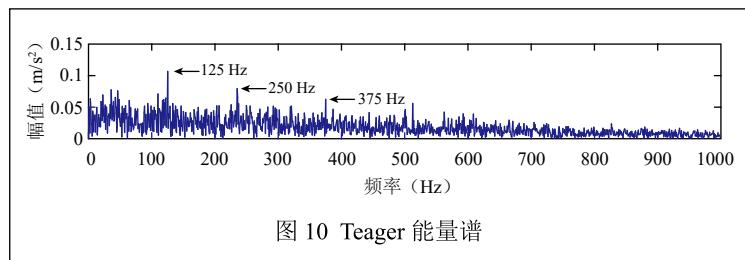


图 10 Teager 能量谱

4 实验信号分析

实验数据采用西安交通大学设计科学与基础部件研究所提供的 XJTU-SY 轴承数据集^[17]。轴承试验台如图 11 所示，主要由电机、电机速度控制器、支撑轴、滚动轴承、液压加载系统所组成。其中，实验轴承所受的径向力由液压加载系统施加，且可以在力显示器中实时显示负载值，电机转速则通过电机速度控制器进行设定。

实验中所用轴承型号为 LDK UER204，具体参数如表 1 所示。

利用该试验台采集数据时，采样频率为 25.6 kHz，采样点数为 32,768。本文选取其中一组外圈早期故障数据进行分析，经计算，轴的转频为 35 Hz，轴承外圈故障频率为 108 Hz。

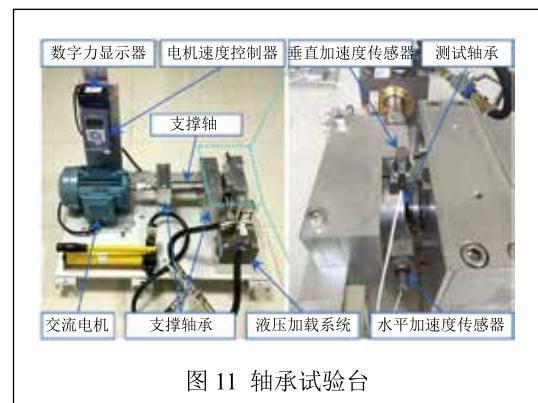


图 11 轴承试验台

表 1 试验轴承参数

参数	值
内圈直径 /mm	29.30
外圈直径 /mm	39.80
轴承平均直径 /mm	34.55
接触角	0°
滚动体个数	8
滚动体直径 /mm	7.92
额定载荷（静态）/kN	6.65
额定载荷（动态）/kN	12.82

实验信号的时域波形及包络谱图如图 12、图 13 所示。

由于测试滚动轴承尚处于早期故障阶段，且信号中伴随有强背景噪声，因此时域波形中难以发现明显的周期性冲击特征。在包络谱中，也仅仅发现了轴的转频 35 Hz 及二倍频 70 Hz，并未出现外圈故障的特征频率。

求取实验信号的 Teager 能量谱，如图 14 所示。对比图 13 与图 14 可以发现，相比于图 13，图 14 中的谱线更明显，但却依旧只能观察到轴的转频 35 Hz 及二倍频 70 Hz，所以仅对故障信号进行 Teager 能量谱分析难以实现早期故障特征的提取。

采用本文所提方法对实验信号进行分析。图 15、图 16 所示为 AR-MED 滤波后信号时域波形及包络谱。对比图 13 与图 16 可以发现，滤波后，信号中的噪声成分得到了很好的抑制，实现了增强原信号中的周期性冲击成分的目标。

观察 AR-MED 滤波后信号的包络谱，不仅可以发现轴的转频 35 Hz 及二倍频 70 Hz，还可以观察到轴承外圈故障特征频率 108 Hz，但并不突出，且存在其他谱线干扰。这也表明，仅对原始信号进行 AR-MED 滤波处理并不能实现微弱故障特征的提取。

对滤波后信号进行 Teager 能量谱分析，如图 17 所示，Teager 能量谱中不仅出现了轴的转频 35 Hz 及二倍频 70 Hz，还出现外圈故障频率的一倍频 108 Hz、二倍频 216 Hz，相比图 16，图 17 中故障特征频率更加明显。

实验信号分析结果表明，本文所提方法能够将滚动轴承早期较微弱的故障特征从原始信号中提取出来，并且与传统的包络谱和 Teager 能量谱分析方法相比，本文所提方法具有更为优异的分析效果。

5 结论

针对滚动轴承早期故障信号信噪比低、特征提取困难等问题，提出了一种融合自回归-最小熵解卷积和 Teager 能量算子的滚动轴承早期故障诊断方法，并采用仿真信号和实验信号分别对该方法加以验证，主要结论如下：

(1) 滚动轴承早期故障信号中的故障特征较微弱且伴随有噪声，采用单一方法如包络谱分析、Teager 能量谱分析难以实现微弱故障特征的提取；

(2) 通过仿真和试验结果可以判断，AR-MED 确实能够有效地增强故障信号中的冲击成分。预先对滚动轴承故障信号进行 AR-MED 滤波，不但可以削弱系统传递路径以及信号中的非周期成分对故障特征提取的干扰，而且还能达到增强信号中的周期性冲击成分的效果；

(3) 通过对 AR-MED 和 Teager 能量算子进行合理的结合，实现了优势互补，达到了抑制噪声干扰、增强故障特征的目的，并通过对仿真信号与实验信号进行分析验证了本文所提方法的可行性和有效性。

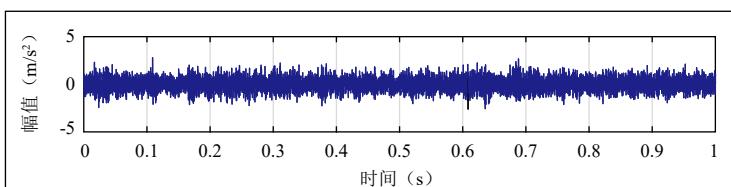


图 12 外圈故障信号的时域波形

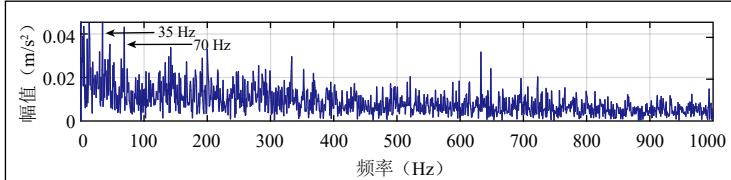


图 13 外圈故障信号的包络谱

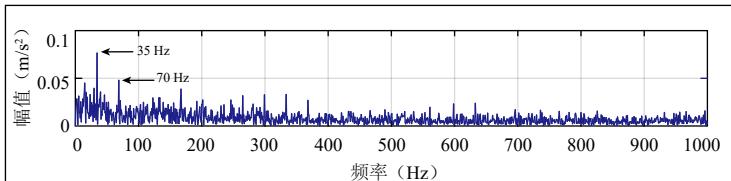


图 14 外圈故障信号的 Teager 能量谱

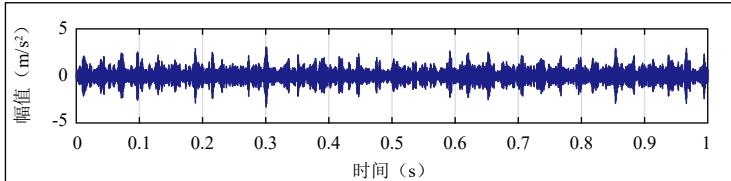


图 15 AR-MED 滤波后信号的时域波形

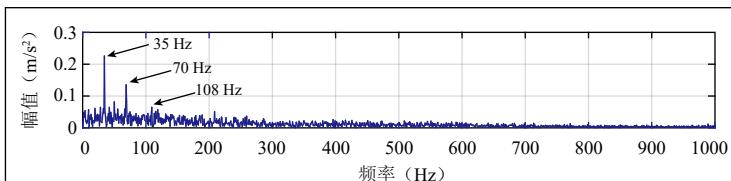


图 16 AR-MED 滤波后信号的包络谱

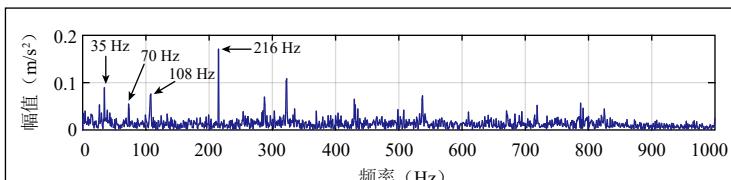


图 17 Teager 能量谱

参考文献

- [1] 陈祥龙, 张兵志, 冯辅周, 等. 基于改进排列熵的动轴承故障特征提取[C]//第十二届全国振动理及应用学术会议论文集, 南宁: 2017.
- [2] MARAGOS P, KAISER J F, QUATIERI T F. Energy separation in signal modulations with application to speech analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(10): 3024-3051.
- [3] 齐咏生, 刘飞, 高学金, 等. 基于 MCKD 和 Teager 能量算子的滚动轴承复合故障诊断 [J]. 大连理工大学学报, 2019, 59(01): 39-48.
- [4] 王凤利, 邢辉, 段树林, 等. OEEEMD 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.
- [5] 祝小彦, 王永杰. 基于 MOMEDA 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104-110.
- [6] 刘建春, 胡俊峰, 熊国良, 等. 基于谱峭度和 Teager 能量算子的轴承故障特征增强 [J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(1): 182-187.
- [7] 陈海周, 王家序, 汤宝平, 等. 基于最小熵解卷积和 Teager 能量算子直升机滚动轴承复合故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(9): 45-50.
- [8] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 1980, 16(1): 21-35.
- [9] ENDO H, RANDALL R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.
- [10] SAWALHI N, RANDALL R B, ENDO H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2616-2633.
- [11] 任学平, 张玉皓, 黄培杰, 等. 基于自回归最小熵反褶积的滚动轴承故障诊断 [J]. 仪表技术与传感器, 2016(1): 90-92.
- [12] 王宏超, 陈进, 董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 88-94.
- [13] 张言, 曾国英, 赵登峰. 基于 AR 模型的螺纹连接故障诊断 [J]. 仪表技术与传感器, 2013(11): 78-80.
- [14] 柳玉昕, 石岩, 王美俊, 等. 基于最小熵解卷积和能量算子的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(6): 114-117.
- [15] HO D, RANDALL R B. Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2000, 14(5): 763-788.
- [16] 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.

[17] WANG B, LEI Y, LI N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018: 1-12.

Early Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on AR-MED and TEO

ZHAO Tiansheng¹, CHANG Xue²

(1. The 713 Research Institute of CSIC, Zhengzhou 450015, China; 2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming at the problem that the early fault signal of the rolling bearing has low signal-to-noise ratio and difficult feature extraction under strong background noise, the paper proposes a fault diagnosis method for rolling bearing combining autoregressive-minimum entropy deconvolution and teager energy operator. In order to achieve the purpose of enhancing the impact component in the fault signal, the signal is preprocessed using AR-MED. According to the teager energy spectrum of the filtered signal, the fault characteristic frequency of the rolling bearing is obtained. By analyzing the simulated signal and the measured signal, the effectiveness of the proposed method in detecting early faults of rolling bearings under strong background noise is verified.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; autoregressive-minimum entropy deconvolution; teager energy operator

作者简介

赵天升: 中国船舶重工集团公司第七一三研究所, 大学本科, 研究方向为机电控制与故障诊断。

通信地址: 河南省郑州市二七区京广中路 126 号

邮编: 450015

邮箱: zts13939018515@163.com

常雪: 重庆大学机械传动国家重点实验室, 硕士, 研究方向为机械传动与故障诊断。