

基于 AIF 和 TT 的滚动轴承复合故障诊断*

刘宝华¹, 张穆勇¹, 臧延旭¹, 唐贵基²

(1. 北华航天工业学院机电工程学院 廊坊, 065000)

(2. 华北电力大学机械工程系 保定, 071003)

摘要 针对滚动轴承复合故障模式下的微弱特征难以提取的问题,提出了基于自适应迭代滤波(adaptive iterative filtering,简称 AIF)和改进的时时变换(time-time transform,简称 TT)的滚动轴承复合故障诊断方法。首先,采用 AIF 将信号分解,得到一系列本征模态分量,并以最大相关峭度作为评价准则,筛选出其中的特征分量,实现滚动轴承复合故障振动信号的特征分离;其次,利用改进的时时变换方法对特征分量进行降噪,增强特征分量的冲击特征;最后,对降噪的特征分量进行包络谱分析,提取故障特征频率,实现滚动轴承故障模式的精确判别。仿真实验和故障诊断实例表明,该方法可以有效提取滚动轴承复合故障模式下的微弱特性信息。

关键词 滚动轴承;自适应迭代滤波;时时变换;复合故障;故障诊断

中图分类号 TH17

引言

滚动轴承作为重要的承载与传动部件,其健康状况不仅影响到整个旋转机械系统的运行稳定性,而且与生产安全和经济利益密切相关。因此,展开滚动轴承故障诊断研究,特别是探索有效的滚动轴承早期故障诊断方法,具有较强的工程价值^[1]。当滚动轴承各个元件出现损伤故障时,振动信号会表现出特定频率的周期性冲击特征。将信号的处理方法用于轴承振动故障特征的提取^[2-4],实现了滚动轴承单点故障诊断。由于工作环境恶劣,滚动轴承实测振动信号通常会掺有干扰信号,容易将早期故障阶段的微弱故障特征信号淹没。针对此问题,利用最小熵解卷积方法可提高滚动轴承故障振动信号的信噪比,增强故障特征信号的冲击特性^[5]。文献[6]提出最大相关峭度解卷积方法,提取被强噪声所掩盖的连续性脉冲。文献[7]在形态学滤波基础上,提出了多尺度形态学解调方法,提高对滚动轴承弱冲击特征的提取能力。虽然上述方法取得了较好的分析效果,但需要解决复杂的参数寻优问题。

实际生产中,滚动轴承各部件的局部损伤往往同步发生,滚动轴承复合故障的特征分离与故障模式识别是故障诊断领域的难点问题。目前,解决滚动轴承

复合故障诊断的主要思路^[8]有:①利用盲源分离方法分离故障信号的信号源;②利用信号分解方法对滚动轴承故障振动信号进行分解,实现复合故障特征分离。盲源分离属于多维信号分析方法,需要安装多个传感器采集振动信号,容易受现场条件限制。传统的信号分解方法由于过包络、模态混叠等问题,对于复合故障振动信号的分解效果有待进一步提高。

笔者将自适应迭代滤波应用于滚动轴承故障振动信号分解,利用其良好的分解特性实现对滚动轴承复合故障特征信号的分离,将复合在一起的多分量故障信号分解为单一故障模式的本征模态分量。为筛选出包含不同故障特征信息的本征模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)分量,采用最大相关峭度准则的特征分量筛选准则。同时,为抑制噪声对故障特征分量的影响,利用改进的时时变换方法对故障特征分量信号进行降噪,实现了噪声影响下的滚动轴承复合微弱故障检测。

1 自适应迭代滤波分解原理及分量筛选

1.1 自适应迭代滤波

自适应迭代滤波借鉴经验模态分解(Empirical

* 国家自然科学基金资助项目(51777074);北华航天工业学院博士科研基金资助项目(BKY-2020-015);廊坊市科学技术研究与发展计划资助项目(2020011047)。

收稿日期:2020-09-25;修回日期:2021-03-24

mode decomposition, 简称EMD)的信号分解思路,为克服EMD因包络线拟合而导致的模态混叠问题,AIF通过构建自适应低通滤波函数计算滑动平均算子代替EMD分解过程中求解包络中值线的过程^[9]。假设待分解信号为 $X(t)$,滑动平均算子记作

$$\begin{cases} K_X(X(t)) = \int X(t+s)W(s, X)ds \\ \int W(s, X)ds = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中: $W(s, X)$ 为滤波函数。

得到波动算子为

$$S_X(X(t)) = X(t) - K_X(X(t)) \quad (2)$$

为获取频率独立的IMF分量,需要对波动算子 $S_X(X(t))$ 进行多次筛选,直至满足IMF条件,记作

$$c_1(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} S_X^n(X(t)) \quad (3)$$

原信号减去已提取的IMF分量后将作为原始信号,获取第 m 个新的IMF分量

$$c_m(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} S_X^n(X(t) - \sum_{j=1}^{m-1} c_j(t)) \quad (4)$$

为自适应选取滤波函数 $w(s)$,采用文献[10]的方法,依据Fokker-Planck方程构造平滑的、具有紧密支撑的自适应滤波函数。

Fokker-Planck方程的表达形式为

$$P_t = -\alpha(h(x)p)_x + \beta(g^2(x)p)_{xx} \quad (\alpha, \beta > 0) \quad (5)$$

其中: α, β 为取值(0,1)的稳态系数; $h(x)$ 和 $g(x)$ 均为可导函数,在 $a < 0 < b$ 上满足:① $g(a) = g(b) = 0, g(x) > 0, \forall x \in (a, b)$;② $h(a) < 0 < h(b)$ 。

式(5)中, $(h(x)p)_x$ 项驱使 $p(x)$ 由 a, b 两端向 (a, b) 中心聚拢, $(g^2(x)p)_{xx}$ 项则驱使 $p(x)$ 从区间 (a, b) 中心向其端点 a, b 扩散。当二者平衡时,有

$$-\alpha(h(x)p)_x + \beta(g^2(x)p)_{xx} = 0 \quad (6)$$

此时,方程存在非零解 $p(x)$ 且满足 $\forall x \in (a, b), p(x) > 0$ 且 $\forall x \notin (a, b), p(x) = 0$ 。这表示方程的所有解都落在区间 (a, b) 上,Fokker-Planck方程的解 $p(x)$ 即为所求滤波函数 $w(s)$ 。

1.2 最大相关峭度准则

原始信号经AIF分解后会产生若干个IMF分量,利用相关峭度(correlated kurtosis, 简称CK)作为评价标准,筛选其中富含故障特征信息的特征分量,其计算公式^[11]为

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M X_{n-mT} \right)}{\left(\sum_{n=1}^N X_n^2 \right)^{m+1}} \quad (7)$$

其中: X_n 为原信号; N 为信号长度; T 为感兴趣的故障冲击周期; M 为周期偏移个数,笔者取 $M=1$ 。

根据滚动轴承元件的特征频率,将各冲击周期代入式(7),计算不同冲击周期的相关峭度值,其值越大,表明此分量对应该元件的故障特征信息越丰富。例如,内圈故障特征冲击周期为 T_i ,则 $CK(T_i)$ 最大的IMF分量为内圈故障特征分量。

2 改进的时时变换原理

2.1 时时变换

时时变换是以时频分析方法S变换为基础提出的在双时域反映信号局部化信息的非平稳信号分析方法^[12]。一维时间信号 $h(t)$ 的连续S变换实质为加窗傅里叶变换

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)w(\tau-t, f)e^{-j2\pi ft} dt \quad (8)$$

其中: $w(\tau-t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(\tau-t)^2}{2}}$ 为窗函数; τ, f 分别为窗函数平移因子和频率。

对S变换进行傅里叶反变换,得到TT表达式为

$$TT(\tau, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau, f)e^{j2\pi ft} df \quad (9)$$

$TT(\tau, t)$ 表示信号加窗后的傅里叶变换结果,在 τ 时刻位置的时域重构值,信号能量主要集中在TT时间序列的对角线上,窗函数对不同信号分量产生不同的作用结果。在对角线附近,趋势分量会发生能量泄露现象,冲击成分则不会发生明显的能量泄露现象。离散时间信号的TT结果为TT时间序列,利用此特性,通过提取TT时间序列的对角线元素可完成对信号冲击成分的提取,并在电力谐波检测与机械故障冲击特征提取中得到广泛应用^[13]。

2.2 改进的时时变换

实测信号中混有噪声与异常干扰,使得信号的TT序列信息冗余,直接提取其对角线元素得到的一维信号不能完全抑制噪声干扰,为此结合奇异值分解改进TT的故障增强方法^[14]。原信号经AIF方法分解获得IMF分量,信号分布相对集中,采用奇异值差分谱方法对TT序列降噪,可降低计算量^[15]。

离散信号的TT序列 $TT(\tau, t)$ 为 $N \times N$ (N 为信号长度)矩阵,记作矩阵 A ,对 A 进行奇异值分解^[14]

$$A = UDV^T \quad (10)$$

其中： $U=[u_1, u_2, \dots, u_N]$ 和 $V=[v_1, v_2, \dots, v_N]$ 均为正交阵； $D=[\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), 0]$ 为奇异值矩阵； $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q$ 为矩阵 A 的非零奇异值； q 为矩阵 A 的秩。

奇异差分谱降噪利用奇异值差分谱筛选非零奇异值的主奇异值,通过设定其他奇异值为0降低矩阵 A 的冗余性。奇异值差分谱定义为

$$b_i = \sigma_i - \sigma_{i+1} \quad (i = 1, 2, \dots, q - 1) \quad (11)$$

奇异差分谱最大突变点 k (k 为奇异值序号)处的前 k 个奇异值为主奇异值,后面的为噪声成分^[15]。利用主奇异值进行重构,得到降噪矩阵

$$E = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_k u_k v_k^T \quad (12)$$

提取降噪矩阵 E 的对角线元素实现一维信号的故障特征增强。

3 仿真分析

为验证本研究方法的有效性,利用式(13)所示的多分量信号 $s(t)$ 仿真滚动轴承复合故障信号。

$$\begin{cases} s(t) = h_1(t) + h_2(t) + n(t) \\ h_1(t) = 1.5 \exp(-350t_1) \sin(2\pi f_1 t) \\ t_1 = \text{mod}(t, 1/f_1) \\ h_2(t) = 3 \exp(-4000t_2) \sin(2\pi f_2 t) \\ t_2 = \text{mod}(t, 1/f_2) \end{cases} \quad (13)$$

其中： $h_1(t)$ 和 $h_2(t)$ 分别为2个不同冲击频率的故障冲击脉冲信号； $h_1(t)$ 的冲击特征频率 $f_1=120$ Hz,共振频率 $f_1=3$ kHz； $h_2(t)$ 的冲击特征频率 $f_2=80$ Hz,共振频率 $f_2=1$ kHz； $n(t)$ 为模拟环境噪声,加噪后 $s(t)$ 的信噪比为-3 dB。

图1为复合故障仿真信号的时域波形、幅值谱及包络谱。复合故障信号的时域冲击特性被噪声削弱。幅值谱虽在1 kHz和3 kHz处存在共振频带,但低频段无法直接识别故障特征频率。仿真信号的包络谱在 $h_2(t)$ 的冲击特征频率 f_2 及其倍频处出现谱峰,但 $h_1(t)$ 的冲击特征频率 f_1 被淹没。传统分析方法无法提取完整的故障特征信息。

图2为仿真信号的AIF分解结果,得到3个IMF分量,分别以 $h_1(t)$ 和 $h_2(t)$ 的冲击周期作为特定周期,计算各个IMF分量的相关峭度,记作 CK_{T_1} 和 CK_{T_2} 。

图3为仿真信号各IMF分量的相关峭度分布。可见,IMF₂的 CK_{T_1} 值最大,IMF₂包含的主要故障特征信息与 $h_1(t)$ 相关。

图4为IMF₂的特征提取结果。对IMF₂进行时变换,图4(a)为IMF₂的二维时变换谱。对其进

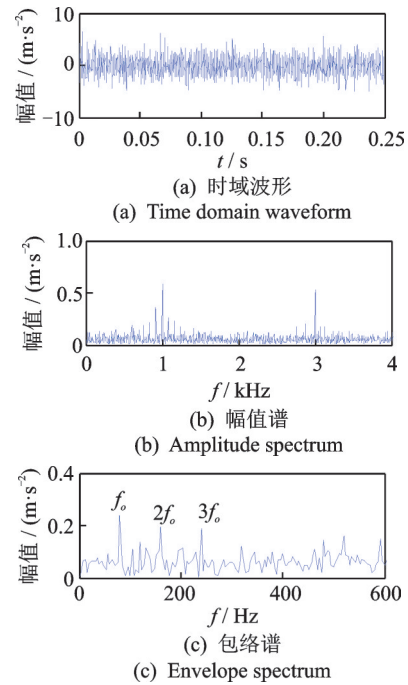


图1 仿真信号的时域波形、幅值谱及包络谱
Fig.1 Time waveform, amplitude spectrum and envelope spectrum the of simulated signal

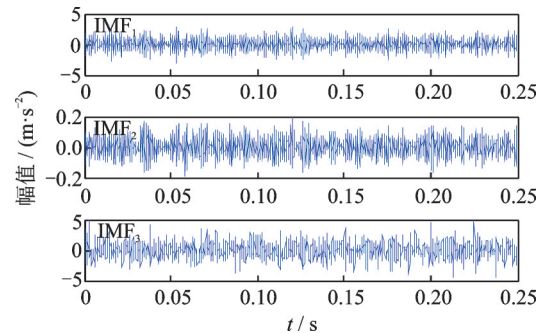


图2 仿真信号的AIF分解结果
Fig.2 The AIF decomposing results of the simulated signal

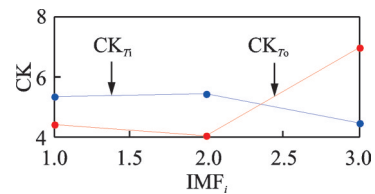


图3 仿真信号各IMF分量的相关峭度分布
Fig.3 The correlated kurtosis distribution map of each IMF of the simulated signal

行奇异差分谱降噪,结果如图4(b)所示。图4(c)为IMF₂的特征增强信号。降噪后时时变换矩阵对角线元素的冲击性更强,充分抑制了噪声。图4(d)为图4(c)所示信号的包络谱分析结果,在120,240和360 Hz这3个频率处具有突出峰值,有效提取了复合故障中微弱冲击信号 $h_1(t)$ 的故障特征信息。

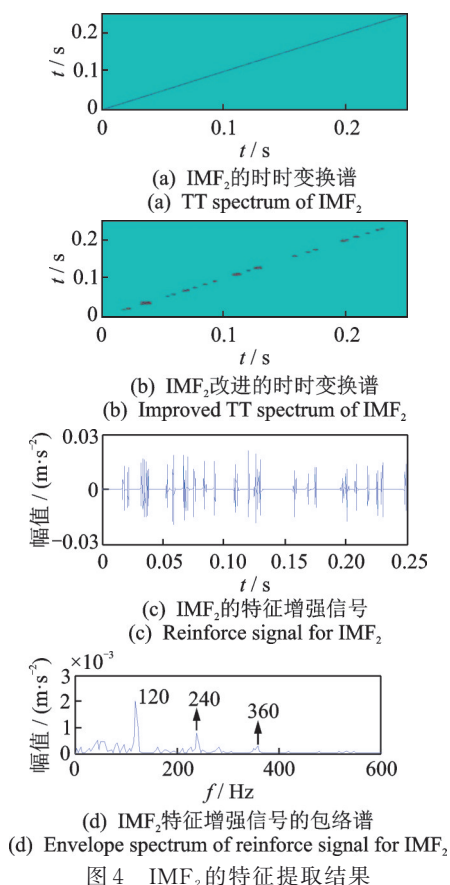


图 4 IMF₂ 的特征提取结果

4 故障诊断实例

图 5 为故障轴承的故障位置。轴承型号为 SKF6205, 实验工作转速 $f_i=1\ 466\ \text{Hz}$, 计算得到其内圈故障特征频率 $f_i=132.31\ \text{Hz}$, 外圈故障特征频率 $f_o=87.59\ \text{Hz}$, 滚动体故障特征频率为 $f_b=57.58\ \text{Hz}$ 。振动信号由安装在轴承座上的 PCB 加速度传感器采集, 信号采样频率为 $12\ 800\ \text{Hz}$ 。

图 6 为实验信号的时域波形、幅值谱及包络谱。由于噪声等因素影响, 时域波形和幅值谱无明显的故障特征, 包络谱仅能反映出外圈的故障特征信息。相对于外圈故障冲击, 内圈的冲击到传感器需要经历更长的传递过程, 故内圈故障信号较为微弱, 图 6(c) 未能体现内圈故障特征信息。



图 5 轴承的故障位置
Fig.5 Failure site of bearing

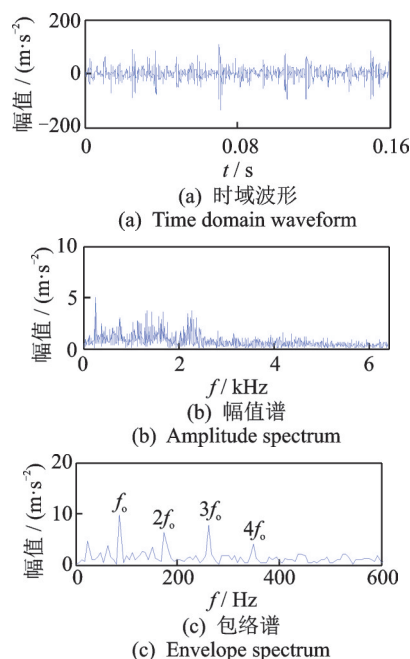


图 6 实验信号的时域波形、幅值谱及包络谱

Fig.6 Time waveform, amplitude spectrum and envelope spectrum of the test signal

对实验信号进行 AIF 分解, 产生 4 个 IMF 分量, 图 7 为实验信号的 AIF 分解结果。分别以内圈、外圈故障冲击周期作为特定周期参数计算各 IMF 分量的相关峭度, 记作 CK_{T_i} 和 CK_{T_o} 。为说明选取相关峭度准则作为故障特征分量筛选的合理性, 将滚动体故障冲击周期作为特定周期参数计算各 IMF 分量的相关峭度, 记作 CK_{T_b} 。图 8 为实验信号各 IMF 分量的相关峭度分布。可知, 4 个 IMF 分量的 CK_{T_i} 值均较小, 分布均匀, 说明各个特征分量不包含滚动体故障信息。IMF₁ 的 CK_{T_i} 最大, 为内圈故障特征分量; IMF₄ 的 CK_{T_o} 最大, 为外圈故障特征分量。

对 IMF₁ 进行改进的时时变换特征增强分析,

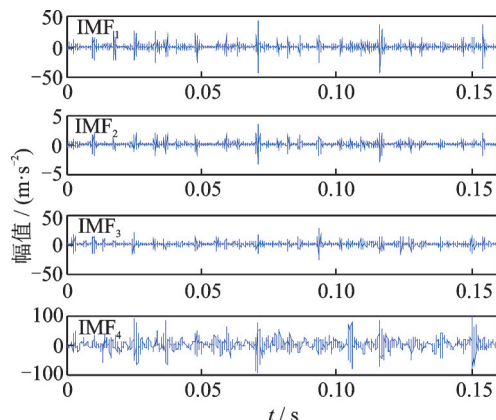


图 7 实验信号的 AIF 分解结果
Fig.7 The AIF decomposing results of the test signal

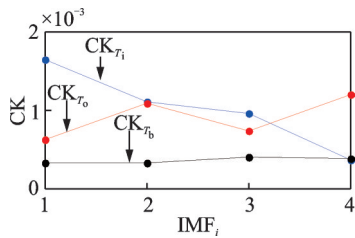


图 8 实验信号各 IMF 分量的相关峭度分布

Fig.8 The correlated kurtosis distribution map of each IMF of the test signal

图 9 为本研究方法对内圈故障特征的识别结果。

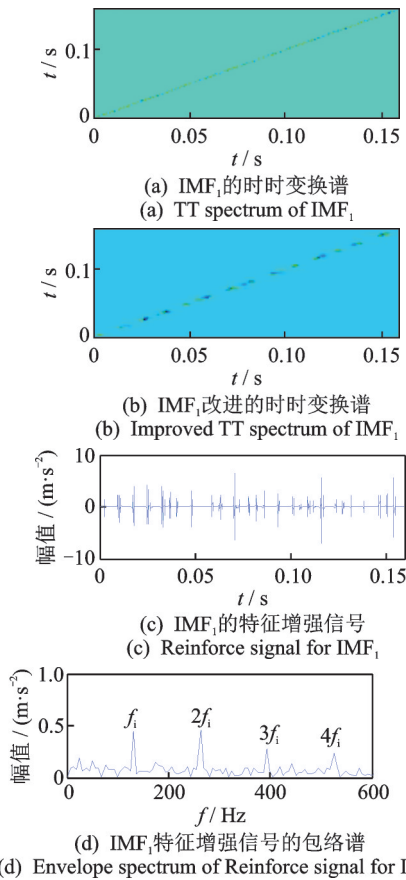


图 9 本研究方法对内圈故障特征的识别结果

Fig.9 The inner race fault feature extraction result by the proposed method

其时时变换谱如图 9(a), (b) 所示, 经改进的 TT 增强后, 信号的冲击特性明显加强。增强信号的时域波形如图 9(c) 所示, 经过故障特征增强后, 原特征分量的噪声被抑制, 对特征增强信号进行包络谱分析, 结果如图 9(d) 所示, 充分反映出滚动轴承的内圈微弱复合故障特征。分别计算 AIF 分解后 IMF_1 的峭度为 15.38, 经过改进的 TT 变换增强后 IMF_1 的峭度为 35.40, 信号的冲击成分明显加强。

图 10 为实验信号的 EMD 分解, 得到 8 个 IMF。图 11 为分解信号的包络谱。 IMF_1 和 IMF_2 含有明显的冲

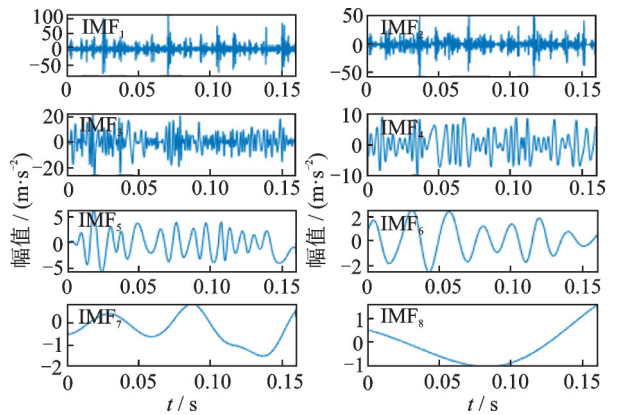


图 10 实验信号的 EMD 分解

Fig.10 The EMD decomposing results of the test signal

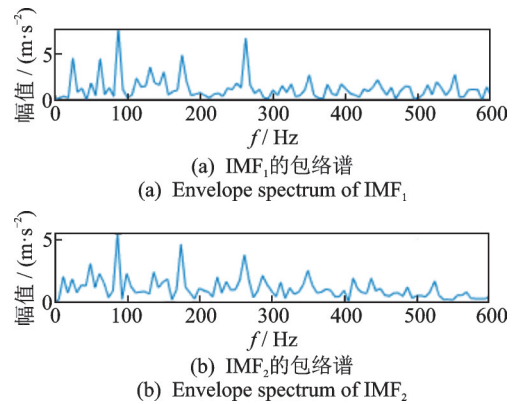


图 11 分解信号的包络谱

Fig.11 Envelope spectrum of decomposing signal

击成分, 对其进行包络分析, 如图 11(a)(b) 所示, 不能有效分离出轴承故障信号内外圈故障的信息, 提取不到内圈故障特征。本研究方法明显优于 EMD 分解方法。

5 结论

1) 自适应迭代滤波方法具有良好的分解特性, 能够将混合在一起的多分量故障特征信号进行有效分离, 利用最大相关峭度准则可以实现故障特征分量的筛选。

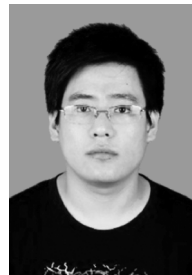
2) 利用改进的时时变换对所筛选的故障特征分量进行降噪, 可有效抑制噪声对故障特征信号的影响, 强化故障特征分量的冲击特征, 有利于提取微弱故障特征频率。

3) 提出的基于 IFA 和改进的时时变换的滚动轴承故障诊断方法成功提取出复合故障信号的微弱故障特征, 丰富了滚动轴承状态监测与故障早期诊断方法。

参 考 文 献

[1] 袁宪锋, 颜子琛, 周风余, 等. SSAE 和 IGWO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020,

- 40(2):405-413.
YUAN Xianfeng, YAN Zichen, ZHOU Fengyu, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on stacked sparse auto-encoding network and IGWO-SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 405-413. (in Chinese)
- [2] GRASSO M, CHATTERTON S, PENNACCHI P, et al. A data-driven method to enhance vibration signal decomposition for rolling bearing fault analysis [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 81: 126-147.
- [3] 徐冠基, 曾柯, 柏林. 基于SPSO优化 Multiple Kernel-TWSVM的滚动轴承个诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5): 973-979.
XU Guanji, ZENG Ke, BO Lin. Rolling bearing fault diagnosis based on SPOS optimization multiple kernel-TWSVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5):973-979. (in Chinese)
- [4] LI Y, ZUO M J, LIN J, et al. Fault detection method for railway wheel flat using an adaptive multiscale morphological filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84:642-658.
- [5] 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.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1):88-94. (in Chinese)
- [6] 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(1):237-255.
- [7] 徐亚军, 于德介, 孙云嵩, 等. 滚动轴承故障诊断的阶比多尺度形态学解调方法[J]. 振动工程学报, 2013, 26(2): 252-259.
XU Yajun, YU Dejie, SUN Yunsong, et al. Roller bearing fault diagnosis using order multi-scale morphology demodulation[J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26(2):252-259. (in Chinese)
- [8] 唐贵基, 邓飞跃. 基于改进谐波小波包分解的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 143-151.
TANG Guiji, DENG Feiyue. Compound fault feature separation method of rolling element bearing based on improved harmonic wavelet packet decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 143-151. (in Chinese)
- [9] LIU J. Adaptive iterative filtering methods for nonlinear signal analysis and applications [D]. [S. l.]: Georgia Institute of Technology, 2013.
- [10] CICONE A, LIU J, ZHOU H. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2016, 41(2):384-411.
- [11] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436-1444.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(6):1436-1444.(in Chinese)
- [12] PINNEGARCR, MANSINHA L. A method of time-time analysis: the TT-transform[J]. Digital Signal Processing, 2003, 13(4): 588-603.
- [13] 梅娟, 黄纯, 戴栩生, 等. 采用TT变换的电能质量扰动检测与分类方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(3): 24-29.
MEI Juan, HUANG Chun, DAI Xusheng, et al. Detection and classification of power quality disturbances using TT-transform [J]. Proceeding of the CSU-EPSA, 2016, 28(3): 24-29. (in Chinese)
- [14] 唐贵基, 庞彬. ITT变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 83-89.
TANG Guiji, PANG Bin. Application of ITT transform in fault diagnosis of wind turbine rolling bearing [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9):83-89. (in Chinese)
- [15] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1): 100-108.
ZHAO Xuezhi, YE Bangyan, CHEN Tongjian. Difference spectrum theory of singular value and its application to the fault diagnosis of headstock of Lathe [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(1): 100-108. (in Chinese)



第一作者简介:刘宝华,男,1981年8月生,硕士、副教授。主要研究方向为航天产品结构可靠性测试技术及机电系统创新设计。

E-mail:382774027@qq.com

通信作者简介:张穆勇,男,1977年7月生,博士、讲师。主要研究方向为动力机械状态监测及故障诊断,机电系统可靠性分析。

E-mail:zhangmuyong@126.com