

DOI: 10.3901/JME.2013.03.080

滚动轴承复合故障特征分离的小波-频谱自相关方法*

明安波^{1,2} 褚福磊¹ 张炜²

(1. 清华大学摩擦学国家重点实验室 北京 100084;

2. 第二炮兵工程大学六系 西安 710025)

摘要:为解决从单通道振动信号中实现复合故障特征分离的问题,提出基于小波框架理论的小波-频谱自相关方法。该方法采用正交小波基函数将复合故障信号分解为多个不同尺度的子信号后,对各子信号分别进行频谱自相关分析。研究表明:频谱自相关方法能够去掉时域自相关方法产生的拖尾现象,能量集中性更高、抗噪能力更强,能够突出复合故障信号中能量较大的冲击故障特征。对6220轴承内、外圈复合故障试验信号分析的结果表明:小波-频谱自相关方法将复合故障特征分解到不同通道后,有效地抑制各子信号中能量较弱的故障特征,实现了内、外圈复合故障特征分离。在相同的小波分解条件下,小波-频谱自相关方法比小波-包络谱的特征分离效果更好,具有较高的工程应用价值。

关键词:滚动轴承 复合故障 特征分离 小波分解 频谱自相关

中图分类号: TH165

Compound Fault Features Separation of Rolling Element Bearing Based on the Wavelet Decomposition and Spectrum Auto-correlation

MING Anbo^{1,2} CHU Fulei¹ ZHANG Wei²

(1. State Key laboratory of Tribology, Tsinghua University, Beijing 100084;

2. The Sixth Department, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025)

Abstract: In order to separate the compound fault features from a single-channel vibration, the combination of the wavelet decomposition and spectrum auto-correlation method is proposed, based on the wavelet frame theory. Decomposing the compound fault deduced vibration with orthogonal wavelet basis functions, the spectrum auto-correlation method is applied to sub-signals that reconstructed with different scales vibration respectively. Eliminating the tail phenomenon which existed in the result of time domain auto-correlation, the proposed method possesses a more powerful anti-noise capability and highlights the fault deduced impulse feature with primary energy. Based on the analysis of vibration collected on the test rig of 6220 rolling element bearing with inner and outer race defect, the efficiency of the proposed procedure is validated as well. It is shown that the lesser powerful fault induced impulsive feature is restrained in any decomposed sub signals, which actualizes the separation of the compound fault features. Compared with the combination of wavelet and envelope analysis, the proposed method is more powerful with efficient features separation effect and is valuable for the engineering application.

Key words: Rolling element bearing Compound fault Features separation Wavelet decomposition Spectrum auto-correlation

0 前言

滚动轴承是旋转机械中广泛使用的部件,其故障诊断技术受到越来越多的关注。近30年来,人们

相继提出包络分析^[1]、小波变换^[2-3]、谱峭度^[4-5]、Protrugram^[6]以及调制强度分布^[7]等方法来提取轴承的故障特征。但上述方法主要研究单点故障诊断,而工程实际中有的设备需要轴承损坏达到一定程度才更换,期间可能出现多种故障并存现象。已有的旋转机械复合故障研究以转轴裂纹与碰摩、转轴不对中与转子偏心等复合故障为主^[8-10],对于轴承复合故障诊断的研究还非常少。文献[11-12]采用基于

* 国家自然科学基金(51075224)、清华大学自主科研计划课题(2011Z08137)和摩擦学国家重点实验室自主研究课题(SKLT11A02)资助项目。20120704收到初稿,20121224收到修改稿

模型的方法和智能分类方法进行多故障诊断,但合适的学习数据并不易获取,难以推广应用。而盲源分离^[13-14]需要多个信号通道进行分析,文献[15]即采用小波分析与盲源分离结合的方法进行滚动轴承复合故障分离,但结果中各通道故障特征成分不够单一,不利于工程应用。由于安装环境及工作条件的限制,有的机械安装多个传感器并不太现实,因此,用尽量少的传感器诊断故障并实现特征分离具有重要的工程意义。

结合文献[16]从单通道中分离多个信号的思想,本文将内、外圈复合故障信号采用小波分解为多个子信号并采用频谱自相关方法提取各子信号的故障特征。结果表明,小波分解-频谱自相关方法能较好地分离单通道复合信号中的内、外圈故障特征,具有较高的工程应用价值。

1 小波分解与重构

对于 Hilbert 空间 H 中的任意函数 $f(t) \in H$, 小波基函数 $\psi(t)$ 经伸缩和平移引出的函数族

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad j, k \in \mathbf{Z} \quad (1)$$

式中 \mathbf{Z} ——整数域

t ——自变量

若式(1)满足

$$A\|f(t)\|^2 \leq \sum_j \sum_k |\langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle|^2 \leq B\|f(t)\|^2 \quad (2)$$

式中, A, B 为满足 $0 < A < B < \infty$ 的实数, 即称为小波框架。离散小波框架是有冗余的, 但当 $A=B=1$ 时, $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in \mathbf{Z}}$ 即构成平方可积函数空间 $L^2(\mathbf{R})$ 中的正交基, 式(1)即为二进正交小波基。类似于 Fourier 变换, 信号可按任意正交小波基进行无冗余的分解与重构。对应的小波变换系数公式为

$$W_f(j, k) = \sum_t f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (3)$$

式中 $\psi_{j,k}^*(t)$ —— $\psi_{j,k}(t)$ 的共轭

$W_f(j, k)$ ——小波变换系数

重构公式为

$$f(t) = \sum_j \sum_k W_f(j, k) \tilde{\psi}_{j,k}(t) \quad (4)$$

式中, $\tilde{\psi}_{j,k}(t)$ 为 $\psi_{j,k}(t)$ 的对偶小波。

若 $x(t)$ 是以频率 f_s 采样得到的信号, 则采用二进正交小波分解的思想是将信号的频域空间进行二进剖分。即将与频带 $(0, f_s/2)$ 对应的信号 $x(t)$ 分解为与频带 $(f_s/4, f_s/2)$ 对应的高频信号 d_1 及与频带 $(0, f_s/4)$ 对应的低频信号 a_1 , 而后, 进一步将 a_1 分解为与频带 $(f_s/8, f_s/4)$ 对应的高频信号 d_2 及与频带 $(0, f_s/8)$ 对

应的低频信号 a_2 。下一步分解只需上一步中得到的低频信号, 如图 1 即为采用二进正交小波进行 3 层分解树状结构图, 其中 d_3 和 a_3 为 a_2 分解得到的高频和低频子信号, 分别对应频带 $(f_s/16, f_s/8)$ 和 $(0, f_s/16)$ 。对于无冗余的正交分解, $x(t)$ 可表示为各子信号和的形式, 即

$$x(t) = d_1 + d_2 + d_3 + a_3 \quad (5)$$

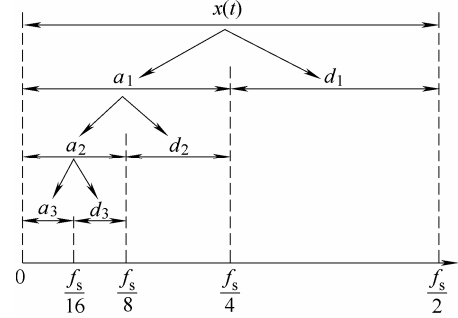


图 1 二进正交小波的树状分解与频带分割

2 频谱自相关

对于具有循环冲击特征的点蚀、剥落等滚动轴承早期故障, 其响应信号除具有幅值调制特征之外, 频谱在故障特征频率及其倍频处具有离散谱线的固定形式; 当滚动体出现打滑时, 高阶的故障特征频率会扩展为相应的波动频带^[17-19]。图 2a 为采用式(6)仿真的外圈故障信号, 其中幅值 $d_0=20$, 衰减系数 $C=2\ 000$, 固有频率 $f_g=2\ 008\text{ Hz}$, 故障冲击间隔 $\Delta T=0.01\text{ s}$, 虽未引入随机波动却不失一般性。图 2b、2c 为对应的时域与频域自相关结果

$$x(t) = d_0 \exp(-C(t - T_n)) \sin(2\pi f_g(t - T_n)) \quad (6)$$

$$T_n = T_{n-1} + \Delta T \quad n=1, 2, \dots$$

式中, T_n 为外圈故障冲击的发生时刻。当 ΔT 为固定值时, 序列 $\{T_n, n=1, 2, \dots\}$ 即是以 ΔT 为公差的等差数列。

由图 2 可知, 相比时域自相关在冲击时刻两边具有的振动衰减, 频域的自相关结果在故障特征频率及其倍频处具有更强的能量集中特性, 即消除了时域自相关的拖尾现象, 非常利于提取循环冲击类信号的冲击调制频率。对比时域的自相关定义, 频域自相关的公式可定义为

$$R_x(v) = \lim_{f_s \rightarrow \infty} \frac{2}{f_s} \int_0^{f_s/2} X(f) X(f-v)^* df \quad (7)$$

式中 $X(f)$ —— $x(t)$ 的 Fourier 变换

$X(f)^*$ —— $X(f)$ 的共轭

v ——平移的频率

f_s ——采样频率

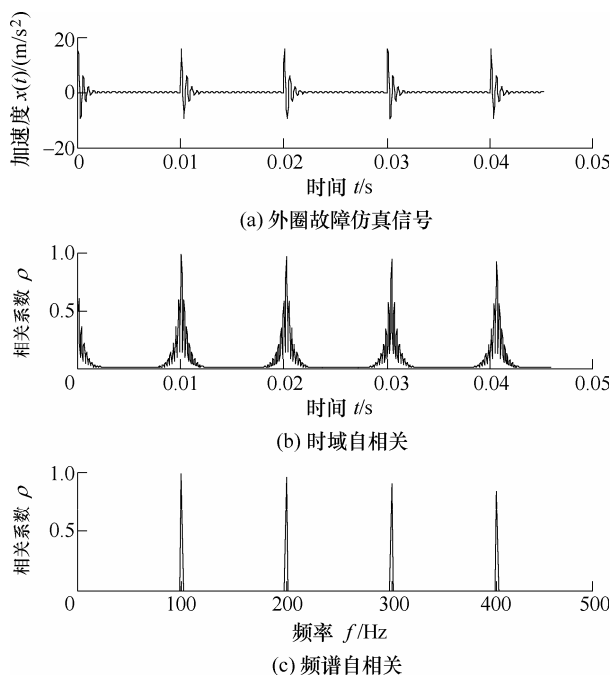


图2 冲击响应的时域与频域自相关对比

一般情况下 Fourier 系数是复数, 所以 $R_x(v)$ 通常也是复数, 根据相关系数越大反映信号之间相关性越强的原理, 最终结果应取 $R_x(v)$ 的模; 另一方面, 信号的频域表示常被称作频谱, 因此该方法可称为“频谱自相关”。由于信号的频谱是对称的, 因此只采用了 $(0, f_s/2)$ 范围内的 Fourier 系数进行自相关计算, 在不丢失信息的同时有效地减少了计算量。

如图 2c 所示, 冲击序列的频谱自相关结果依然保持谱线的循环特性, 可进行重复迭代。若将 $X(f)$ 用 $R_0(f)$ 表示, 则频谱自相关迭代形式为

$$R_l(v) = \lim_{f_s \rightarrow \infty} \frac{2}{f_s} \int_0^{f_s/2} R_{l-1}(f) R_{l-1}^*(f-v) df \quad (8)$$

式中, $l=1,2,\dots$ 为自相关迭代次数。图 3 为 R_0 与 R_1 模的对比, 由图 3 可知它们具有相同的循环特性。

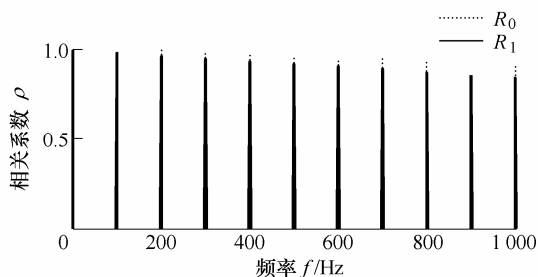


图3 冲击序列的频谱自相关结果

如图 4、5 所示为长度有限的冲击序列与冲击响应序列(图 2a)的频谱自相关结果包络。由图 4、5 可知, 随迭代次数增加, 响应序列的衰减趋势比冲击序列更稳定, 虽然衰减较大但在零频附近的变化却不大。实际应用中, 由于共振频率一般都在高频

段, 为了采集到故障引起的振动, 采样频率一般都较高, 而大多数设备的轴承发生故障时, 冲击频率并不太高, 因此离零频较远的衰减对冲击频率的提取影响不大。

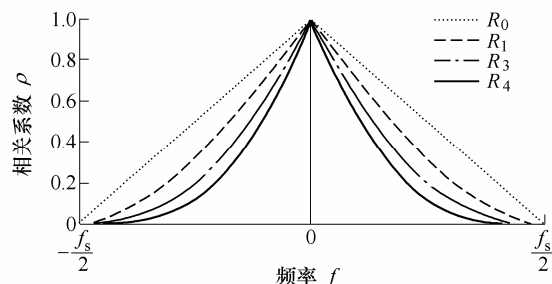


图4 长度有限冲击序列的频谱自相关包络

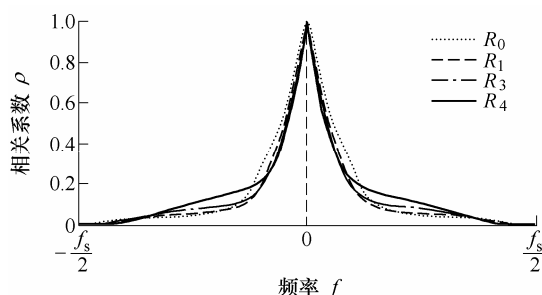


图5 长度有限冲击响应序列的频谱自相关包络

对于复合故障特征提取, 由于不止包含一种冲击成分, 在特征提取过程中如果能在同一通道中只突出一种成分, 将非常有利于故障的诊断与决策。为简化计算又不失一般性, 考虑由两个不同周期冲击序列组成的“复合故障”信号。设第一个冲击序列的基频为 f_1 , 幅值为 A_1 ; 第二个冲击序列的基频为 f_2 , 幅值为 A_2 , 频率分辨率为 Δf , 采样频率为 f_s , 在 $(0, f_s/2)$ 范围内的数据长度为 N 。则第一个冲击序列的基频对应的采样点数 n_1 及在 $(0, f_s/2)$ 内的谱线数 N_1 , 以及第二个冲击序列的基频对应的采样点数 n_2 及在 $(0, f_s/2)$ 内的谱线数 N_2 可表示为

$$\begin{aligned} \Delta f &= \frac{f_s}{2N} \\ n_1 &= \left\lceil \frac{f_1}{\Delta f} \right\rceil & N_1 &= \left\lceil \frac{N}{n_1} \right\rceil \\ n_2 &= \left\lceil \frac{f_2}{\Delta f} \right\rceil & N_2 &= \left\lceil \frac{N}{n_2} \right\rceil \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $\lceil \cdot \rceil$ 为取整符号。第一、二个冲击序列的能量 E_1 、 E_2 可表示为冲击频率及其倍频处 Fourier 系数幅值的平方和, 即

$$E_1 = N_1 A_1^2 \quad (10)$$

$$E_2 = N_2 A_2^2 \quad (11)$$

令总能量 $E = E_1 + E_2$, 则第一个冲击成分在信号中

所占的能量比 $\beta = E_1 / E$, 因此冲击序列的幅值可用总能量 E 和能量比 β 表示为

$$A_{1,n} = \sqrt{\frac{\beta E}{N_1}} \quad n=1,2,\dots,N_1 \quad (12)$$

$$A_{2,n} = \sqrt{\frac{(1-\beta)E}{N_2}} \quad n=1,2,\dots,N_2 \quad (13)$$

则两种冲击成分在频谱上的幅值差

$$S_1 = A_1 - A_2 = \sqrt{\frac{\beta E}{N_1}} - \sqrt{\frac{(1-\beta)E}{N_2}} \quad (14)$$

根据离散序列的自相关计算公式

$$R(m) = \sum_{r=0}^{N-1} X(r)X(r-m)^* \quad (15)$$

可得

$$R(0) = N_1 A_1^2 + N_2 A_2^2 = E \quad (16)$$

$$R(mn_1) = (N_1 - m) A_1^2 = \frac{N_1 - m}{N_1} \beta E \quad (17)$$

$$R(mn_2) = (N_2 - m) A_2^2 = \frac{N_2 - m}{N_2} (1 - \beta) E \quad (18)$$

由图 4 可知, 有限长度信号自相关结果的幅值总是随移动间隔 m 的增加而减小。为了反映两种冲击成分经自相关之后幅值之差的变化, 计算时不计信号长度有限引起的衰减趋势, 采用 $m=0$ 时的幅值作为频谱自相关后的“等效幅值”。则频谱自相关后的幅值差

$$S_2 = R(mn_1) - R(mn_2)|_{m=0} = (2\beta - 1)E \quad (19)$$

由式(19)可知, 当 $\beta > 0.5$ 时, S_2 总大于 0。表明含多个冲击的信号经频谱自相关后, 能量较大的冲击成分总能保持较大的“等效幅值”。该性质对于提取复合故障信号中的主要故障信号具有重要意义。

当信号中能量较大的冲击成分在频谱上的幅值较小时, 即 $\sqrt{\beta E / N_1} < \sqrt{(1-\beta)E / N_2}$, $\beta > 0.5$ 时, 频谱自相关方法很显然起到了增强能量较大的冲击特征、抑制其他冲击的作用。如图 6 为 $n_1=49$, $n_2=200$, $N=1\,024$, $A_1=3$, $A_2=5$, $\beta=0.590\,16$ 的自相关结果。该结果表明在频谱上幅值较小的低频信号, 由于在信号中占有较大的能量比, 通过频谱自相关方法有效增强了其故障特征。

当信号中能量较大的冲击成分在频谱上的幅值较大时, 即 $\sqrt{\beta E / N_1} > \sqrt{(1-\beta)E / N_2}$, $\beta > 0.5$ 时, 通过频谱自相关后其幅值仍然保持较大。为了有效利用频谱自相关进行特征提取, 采用频谱自相关前后两个冲击成分幅值的相对变化量来评判频谱自相关方法对于信号中能量较大的冲击成分的特征增加

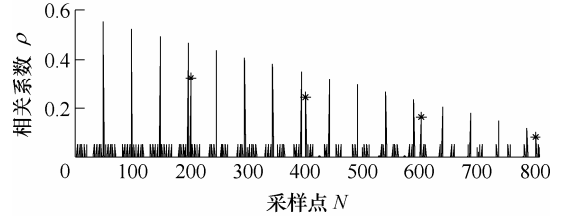
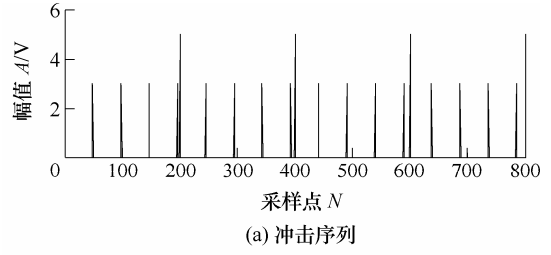


图 6 自相关示例 1

能力。频谱中相对幅值的计算以 A_1 为基准, 可得

$$S_{1r} = \frac{A_1 - A_2}{A_1} = 1 - \sqrt{\frac{(1-\beta)N_1}{\beta N_2}} \quad (20)$$

频谱自相关中的相对值以 $R(0)=E$ 为基准, 可得

$$S_{2r} = \frac{S_2}{E} = (2\beta - 1) \quad (21)$$

令 $\gamma = N_1 / N_2$, 可得自相关前后的相对幅值差

$$S_3 = S_{2r} - S_{1r} = (2\beta - 1) - \left(1 - \sqrt{\frac{(1-\beta)\gamma}{\beta}}\right) = \sqrt{\frac{(1-\beta)\gamma}{\beta}} - 2(1-\beta) \quad (22)$$

很显然, S_3 是能量比 β 与两个冲击成分对应的谱线数比值 γ 的函数, 其等高线分布如图 7 所示。

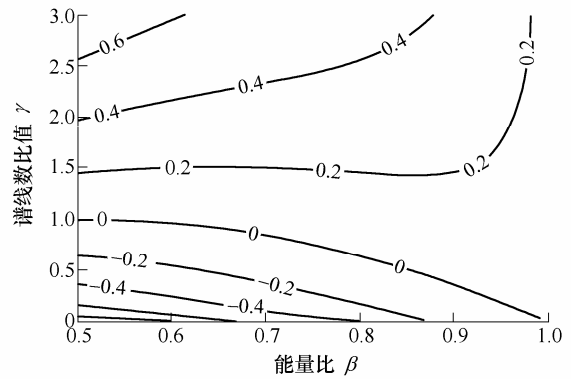


图 7 S_3 随 β - γ 变化的等高线分布

由图 7 可知在 $\gamma > 1$ 的大部分区域, 相对幅值差 $S_3 > 0$, 即经自相关后能量较大的冲击信号特征得到增强。但也存在 $S_3 < 0$ 的区域, 表明经自相关后两种冲击成分幅值之差减小, 因此, 在实际应用中应根据情况合理利用以实现复合故障特征的分离。如图 8 为 $n_1=44$, $n_2=49$, $N=1\,024$, $A_1=8$, $A_2=5$, $\beta=0.746\,45$ 的自相关结果。可知, 经过频谱自相关后能量较大

的冲击成分特征得到了增强。

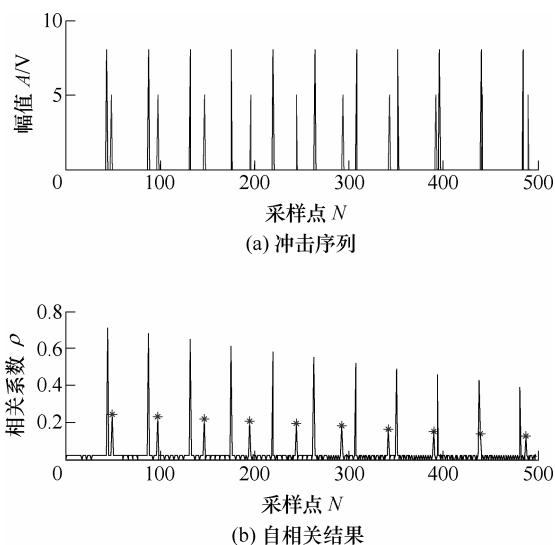


图8 自相关示例2

由于故障冲击引起的能量分布于整个频域,采用整体的分析只能将复合故障的特征显示在同一结果中,能量较小的故障特征可能被能量较大的故障特征淹没,因此,应尽可能将复合故障表达在不同的通道中。本文先采用小波分解方法将信号分解至不同通道中后,通过频谱自相关方法在各通道中提取能量较大的故障特征,从而实现不同故障信号特征的分离,图9为进行三层小波分解的故障特征分离流程。

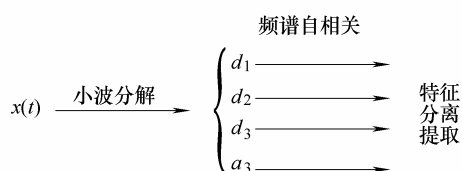


图9 复合故障的特征分离提取流程

3 实例分析

为了验证本文提出方法的有效性,采用滚动轴承的内、外圈复合故障信号进行验证分析。采集故障信号的试验台如图10所示。

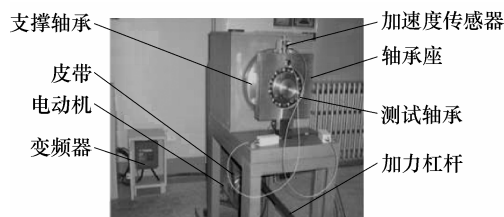


图10 轴承试验台

试验时在轴承内、外圈滚道中央加工出直径分别为1.5 mm和1.0 mm,深度为0.3 mm的微小凹坑

模拟内、外圈点蚀的复合故障。在杠杆末端悬挂4.0 kg的质量块模拟7.84 kN的等效径向载荷。加速度传感器固定在轴承座正上方,采样频率为1.638 4 kHz,采样时间为30.5 s。

为取得较好的重构效果,选择db6正交小波进行信号分解,而后采用频谱自相关提取各子信号中的故障特征,并与包络分析进行了比较。图11为转速为148 r/min时的时域波形与频谱图,从图11a中可以看出明显的冲击成分,因此重要的是准确诊断出故障类型。

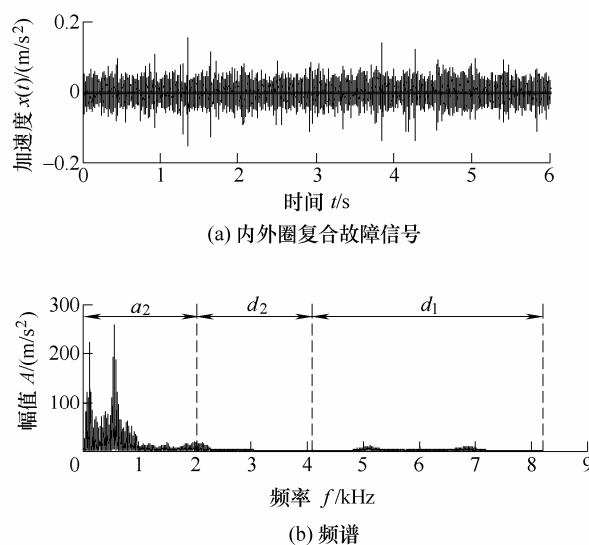


图11 转速为148 r/min的时域波形与频谱

已知轴承的滚动体直径为25.4 mm,节径为140 mm,滚动体为10个,接触角为0°。根据轴承的故障特征频率计算公式可得外圈故障特征频率为10.096 Hz,内圈故障特征频率为14.571 Hz,主轴旋转调制频率为2.467 Hz。

图12为对试验信号进行包络分析及频谱自相关的结果,包络分析采用的是全通频段。由图12可知,内圈故障特征的一阶及二阶倍频、旋转调制频率及一阶、二阶内圈故障特征频率附近的调制边频非常明显,而前三阶外圈故障特征几乎完全被内圈故障特征掩盖,只在40 Hz处有非常微弱的第四阶外圈故障特征。图12c中 R_0 的自相关结果 R_1 进一步增强了内圈特征,其结果是该复合故障信号被误诊为内圈故障。因此,对复合故障信号进行整体分析并不能实现准确的诊断,必须进行分解。

图13为对试验信号进行两层小波分解后的各子信号包络谱,由图可知,各子信号的包络谱仍然以内圈故障特征为主,虽然40 Hz处的第4阶外圈故障特征稍有改善,但依然不够明显。

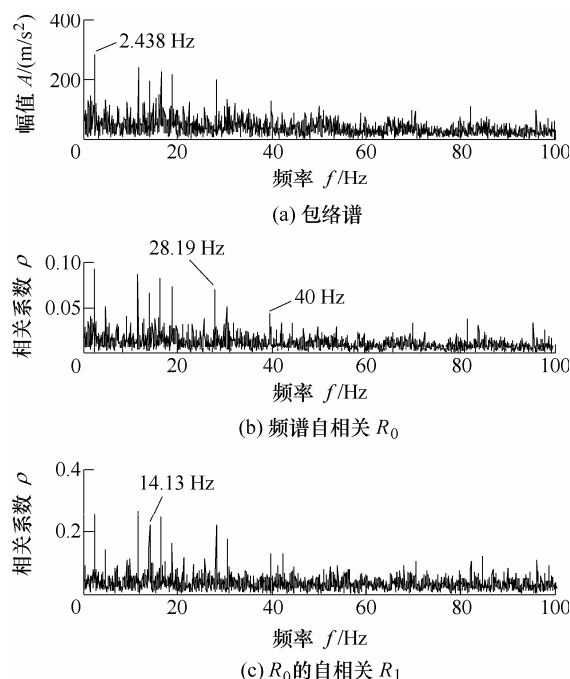


图 12 复合故障信号包络谱与频谱自相关结果

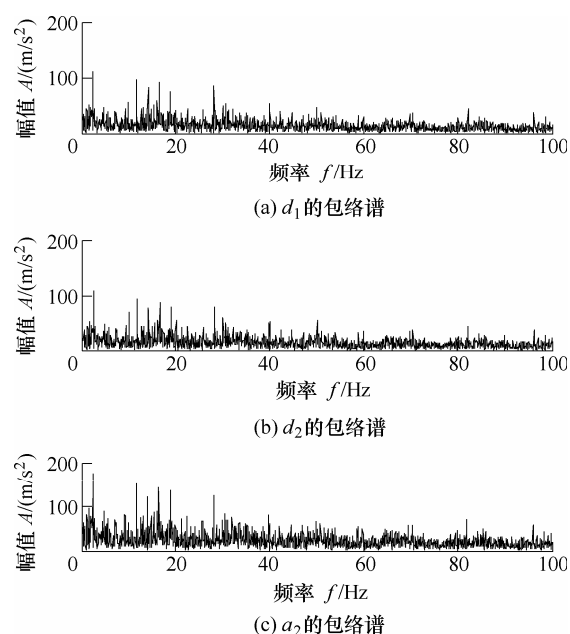


图 13 两层小波分解-包络谱

图 14 为采用两层小波分解-频谱自相关得到的结果, 图 14b 中前 9 阶的外圈故障特征频率处的谱线都非常显著, 而图 14c 的内圈故障特征也非常明显。该方法将两种故障特征表达在不同的通道中, 实现了内、圈复合故障特征的分离提取。各子信号的能量比依次为 1.40%、1.15%、97.45%, 可以看出 d_2 信号只占复合故障信号总能量的 1.15%, 非常微弱, 在整体分析中很容易被淹没。

为了研究小波分解层数对分离结果的影响, 增加了分解层数, 图 15 为进行五层小波分解的 $d_3 \sim a_5$ 子信号频谱自相关结果, 对应的能量分配为 42.8%、54.8%、25.7%及 12.7%。可知, 层数的增

加使信号分解到更多的通道中, 更加细致地剖析了信号的成分, 如图 15d 所示, a_5 信号的前六阶内圈故障特征频率及其附近的载荷调制边频都非常显著, 且各层分解中并未出现新的故障特征频率, 可以判断出该信号由内、外圈故障复合而成。因此, 可根据实际情况合理选择小波分解的层数。

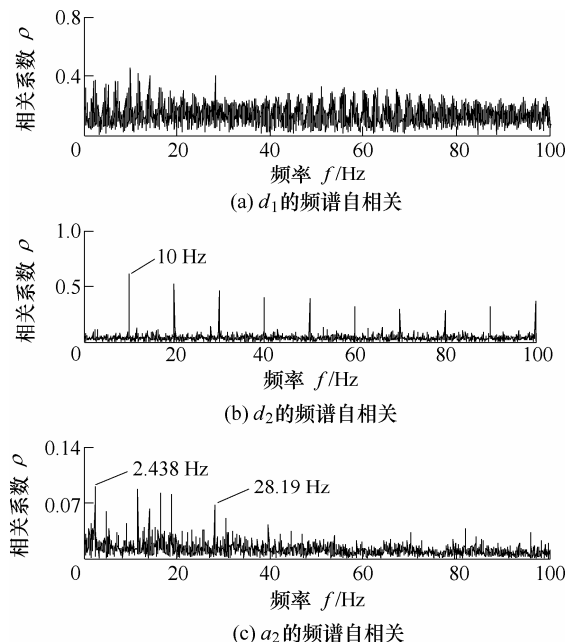


图 14 两层小波分解-频谱自相关

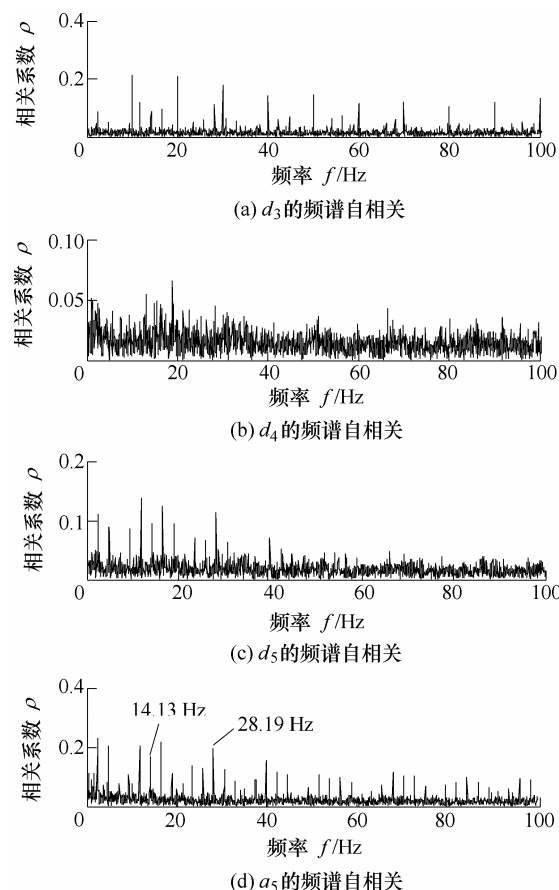


图 15 五层小波分解-频谱自相关

4 结论

(1) 内、外圈复合故障信号的包络谱和频谱自相关结果中同时包含内圈故障和外圈故障特征, 直接采用频谱自相关的迭代方法会进一步增强信号中的能量较大的冲击特征, 抑制较弱的冲击特征, 不能实现复合故障特征的分离。

(2) 小波分解与频谱自相关相结合的方法将单通道的复合故障信号分解为多个子信号后, 采用频谱自相关方法有效地解决了内、外圈故障特征在同一频带内相互交错、叠加导致外圈故障特征被淹没的问题, 实现了内、外圈复合故障特征分离, 比小波-包络谱的结果更显著、单一, 具有较高的工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] MCFADDEN P D, SMITH J D. Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique: A review[J]. *Tribology International*, 1984, 17(1): 3-10.
- [2] PENG Zhike, CHU Fulei. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18(2): 199-221.
- [3] 张进, 冯志鹏, 褚福磊. 滚动轴承故障特征的时间-小波能量谱提取方法[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(17): 44-49.
ZHANG Jin, FENG Zhipeng, CHU Fulei. Extraction of rolling bearing fault feature based on time-wavelet energy spectrum[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(17): 44-49.
- [4] ANTONI J. The spectral kurtosis: A useful tool for characterising non-stationary signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 282-307.
- [5] ANTONI J, RANDALL R B. The spectral kurtosis: Application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 308-331.
- [6] BARSZCZ T, JABŁŃSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the kurtogram[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(1): 431-451.
- [7] URBANEK J, ANTONI J, BARSZCZ T. Detection of signal component modulations using modulation intensity distribution[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 28(0): 399-413.
- [8] BACHSCHMID N, PENNACCHI P, VANIA A. Identification of multiple faults in rotor systems[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2002, 254(2): 327-366.
- [9] PATEL T H, DARPE A K. Coupled bending-torsional vibration analysis of rotor with rub and crack[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 326(3-5): 740-752.
- [10] JALAN A K, MOHANTY A R. Model based fault diagnosis of a rotor-bearing system for misalignment and unbalance under steady-state condition[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 327(3-5): 604-622.
- [11] ABBASION S, RAFSANJANI A, FARSHIDIANFAR A, et al. Rolling element bearings multi-fault classification based on wavelet denoising and support vector machine[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(7): 2933-2945.
- [12] PURUSHOTHAM V, NARAYANAN S, SRUYANARAYAN A, et al. Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition[J]. *NDT&E International*, 2005, 38(8): 654-664.
- [13] ANTONI J. Blind separation of vibration components: principles and demonstrations[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(6): 1166-1180.
- [14] PELED R, BRAUN S, ZACHSENHOUS A. A blind deconvolution separation of multiple sources with application to bearing diagnostics[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(6): 1181-1195.
- [15] 乔保栋, 陈果, 曲秀秀. 基于小波变换和盲源分离的滚动轴承耦合故障诊断方法[J]. *机械科学与技术*, 2012, 31(1): 53-58.
QIAO Baodong, CHEN Guo, QU Xiuxiu. A rolling bearing coupling fault diagnosis method based on wavelet transform and blind source separation[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2012, 31(1): 53-58.
- [16] HONG Hoonbin, LIANG Ming. Separation of fault features from a single-channel mechanical signal mixture using wavelet decomposition[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(5): 2025-2040.
- [17] TANDON N, CHOUDURY A. An analytical model for the prediction of the vibration response of rolling element bearings due to a localized defect[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 1997, 205(3): 275-292.
- [18] HO D, RANDALL R B. Optimization of bearing

diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14(5): 763-788.

- [19] ANTONI J, RANDALL R B. A stochastic model for simulation and diagnostics of rolling element bearings with localized faults[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2003, 125(3): 282-289.

械故障诊断、信号处理。

E-mail: mab10@mails.tsinghua.edu.cn

褚福磊(通信作者),男,1959 年出生,博士,教授,博士研究生导师。

主要研究方向为旋转机械动力学与振动控制、机械状态监测与故障诊断。

E-mail: chufli@mail.tsinghua.edu.cn

张炜,男,1963 年出生,博士,教授,博士研究生导师。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断。

E-mail: zhangweihuaiyu@163.com

作者简介:明安波,男,1986 年出生,博士研究生。主要研究方向为机



第 2 届上银优秀机械博士论文奖——银奖

整体叶盘型面电解加工装备的研制及关键技术研究

作者:朱栋

毕业学校:南京航空航天大学

指导教师:朱荻

整体叶盘是发动机的重要零部件之一,它将叶片和轮盘做成一体,可使发动机结构简化、重量减轻、可靠性增强。但是由于其具有结构复杂、叶型扭曲、通常采用难加工材料等特点,给制造带来了巨大困难,多年来一直成为研究重点。在众多制造技术中,电解加工技术具有无工具损耗、加工效率高、加工成本低、不受金属材料本身机械性能限制等特殊优点,成为叶盘制造的主要方法之一。然而随着叶盘形状不断变化,出现了超薄、大扭角、低展弦比等特殊形状叶片,同时制造精度要求也不断提升,这些都给电解加工带来了新挑战。目前,国内还没有叶盘型面精密电解加工机床,也缺少叶盘精密电解加工方面的工艺方法。实现叶盘的精密加工,以及突破其中的各项关键技术,开展叶盘机床系统的研制工作和工艺试验研究,就成为本文的主要研究内容。

本文的主要内容包括以下几个方面:① 研制了整体叶盘型面电解加工机床及其附属设备。根据机床设计原则和叶盘电解加工的特点,研制了整体叶盘型面精密电解加工机床。设计了机床总体结构和布局,研发了数控转台、三维数控平移台、工作箱、多轴联动防护罩等多个关键部件,安装调试了机床本体、电解液循环系统以及电源系统,机床系统运行平稳,达到设计要求,填补了国内在叶盘精密电解加工机床上的空白。② 开发了七轴四联动叶盘电解加工数控系统。针对研制的叶盘电解加工机床,开发了相关数控系统。采用虚拟仪器技术及其 LabView 开发平台,以及 Flexmotion 运动控制模块,编写了电解加工系统软件,实现了阴极空间进给、叶盘加工、参数设置、数据采集等一系列功能。③ 设计了薄片工具电极。由于整体叶盘叶栅通道狭窄、叶片扭曲复杂,故阴极必须采用薄片结构。在加工过程中,薄片电极由于受到电解液压力容易发生变形,影响加工精度和加工稳定性,故利用有限元法进行分析,优化设计了薄片阴极结构,以提高阴极强度和刚性,同时保证阴极能无干涉地进入叶栅通道。④ 提出了薄片阴极空间轨迹控制算法。针对薄片电极进入狭窄叶栅通道困难问题,提出了薄片阴极空间运动轨迹算法,采用 UG 中的应用开发和运动仿真模块,动态分析阴极进入叶栅通道的空间轨迹,使结构优化后的阴极能够无干涉地进入通道,为叶盘电解加工顺利开展奠定基础。⑤ 设计了 W 型电解液流动方式。根据现有流动方式中被动分流、流场可控性差等不足,提出了新的 W 型流动方式。针对 W 型和传统侧流式流动方式,分别建立其流场模型,并采用有限元法进行仿真分析。仿真结果表明 W 型电解液流动方式更适合整体叶盘叶型电解加工。同时,开展了相关可行性及对比工艺试验研究。试验表明,采用 W 型电解液流动方式后,加工过程稳定,可以获得较好的零件表面质量和加工精度。⑥ 基于自行研制的七轴四联动整体叶盘叶型电解加工系统平台,采用 W 型电解液流动方式,针对自行设计的叶盘模型,开展了整体叶盘叶型电解加工基础试验研究,并研制出相应的整体叶盘。针对某真实的新型航空发动机叶盘,采用上述加工方法,将叶片造型、轨迹控制、阴极结构设计、流场分布、叶盘加工、叶片型面检测等过程都和计算机技术紧密结合,并加工出相应的扇段,最终达到了设计要求。