

◀测量与仪器▶

强噪声背景下的滚动轴承故障微弱信号检测新方法

王晶,陈果,郝腾飞

(南京航空航天大学 民航学院,南京 210016)

摘要: 分析共振解调技术和小波变换在滚动轴承故障诊断中存在的不足,提出一种用于提取滚动轴承微弱信号的新方法,该方法将时间序列模型(AR模型)和多重自相关方法应用于滚动轴承信号降噪,再利用小波包络分析,提取出反映滚动轴承故障的特征频率。通过对新方法包络谱特征的自动提取,实现了基于支持向量机(SVM)的智能诊断。实际试验验证了新方法的正确有效性。

关键词: 滚动轴承;故障诊断;AR模型;小波分析;多重自相关;SVM

中图分类号: TH133.33;TH165+.3 **文献标志码:** B **文章编号:** 1000-3762(2012)03-0042-05

A New Detection Method for Weak Signals of Rolling Bearing Faults Under Strong Noise Background

WANG Jing, CHEN Guo, HAO Teng-fei

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The disadvantages of resonance demodulation technique and wavelet transform in fault diagnosis of rolling bearings are analyzed, a new method is put forward for extracting weak signals of rolling bearings. The multi-autocorrelation analysis and time series model (AR model) is used to reduce noise, and wavelet envelope analysis to get the feature frequency. Through the fault feature automatic extraction, the intelligent diagnosis based on Support Vector Machine (SVM) is realized. The actual experiments verify the correctness and validity of this method.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; AR model; wavelet analysis; multi-autocorrelation; SVM

滚动轴承故障诊断是旋转机械状态检测与故障诊断的重要内容,滚动轴承出现早期损伤性故障的一个特点是微弱的周期信号宽带冲击会激起系统结构自身的高频振动,其频谱图中会出现多个共振带。传统的共振解调技术^[1]应用相当广泛,然而如何有效确定共振带位置并提取共振调

制边频带是该方法的不足之处。小波变换^[2]具有带通滤波特性,可以选择合适的小波和分解层数,对信号进行分解和重构,自动提出共振频带,因此目前得到了广泛应用。然而,滚动轴承信号的信噪比低,尤其是早期故障,故障信号的能量很小,非常微弱,信号经常淹没在噪声中,即使应用小波分析得到了小波包络谱,其仍然存在谐波众多,故障特征不够凸显的问题。文献[3]提出了时延相关解调法对滚动轴承故障信号进行降噪处理,得到了较好的效果,为了更加凸显故障信号,使降噪效果更好,在现有方法的基础上,提出了一种滚动轴承故障微弱信号检测的新方法,该方法使用AR

收稿日期:2011-10-14

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50705042);航空科学基金资助项目(2007ZB52022)

作者简介:王晶(1987—),女,硕士研究生,主要研究方向为航空发动机状态检测与故障诊断、信号分析等。

E-mail: 670565177@qq.com。

[5] 徐跃进. 滚动轴承的疲劳可靠性计算[J]. 轴承, 2007(8): 27-30.

[6] 徐人平,胡志勇,何复超. 滚动轴承疲劳寿命的概率分布[J]. 云南工学院学报. 1992(4): 67-71,77.

[7] 赵葛霄,李定华. 滚动轴承疲劳寿命的 Weibull 分布及试验数据的计算机处理[J]. 机械开发,1998(2): 52-55.

(编辑:张旭)

模型和多重自相关分析法有效降噪, 并使用小波包络分析, 凸显了滚动轴承的故障特征。

1 故障信号检测方法介绍

1.1 方法流程

滚动轴承故障检测新方法的检测流程如图 1 所示, 其使用 AR 模型和多重自相关结合的方法对信号进行降噪处理。该方法与时延相关解调相比的优点是可以进行多次降噪, 不需要先了解信号和噪声的特性, 最大范围地凸显故障频率; 与传统小波分析相比的优点是对信号进行了预处理。新方法的适用性更强, 在强噪声背景下, 可以对信号进行多次的降噪处理, 提取出滚动轴承故障的特征频率。

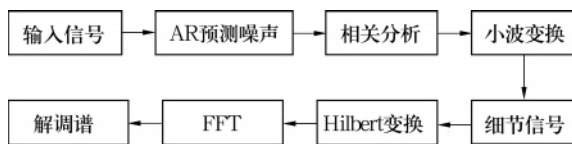


图 1 方法流程图

1.2 利用 AR(n) 模型实现信号降噪

首先对滚动轴承故障信号进行 AR(n) 模型^[4]降噪处理。设随机序列用 $\{t_i\}$ 表示为

$$x_n = -\sum a_i x(n-i) + \varepsilon(n); 1 \leq n \leq N, \quad (1)$$

式中: x_n 为 AR 序列; n 为模型阶次; $\varepsilon(n)$ 为白噪声序列。

通过 AIC 准则来确定模型的最佳阶数。AIC 准则的定义为

$$AIC(\vartheta_n) = -2 \ln L(\hat{\theta}_n) + \vartheta_n, \quad (2)$$

式中: ϑ_n 为对应 n 阶的参数个数; $\hat{\theta}$ 为参数的极大似然估计; L 为似然函数。确定阶的办法是取 $AIC(\vartheta_n)$ 的极小值, 即可取得 ϑ_n , 而对应的阶也可以得到。

通过 (1) 式得到自相关序列为

$$R_x(k) = E\{x(n)x(n+k)\} = R_x(k) = -\sum a_i R_x(k-i); k \neq 0, \quad (3)$$

式中: $R_x(k)$ 为 x_n 的自相关序列。

在 (3) 式中取 $k = m+1, m+2, \dots, 2m$, 得矩阵方程

$$\begin{bmatrix} R_x(m) & \cdots & R_x(1) \\ \vdots & & \\ R_x(2m-1) & \cdots & R_x(m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R_x(m+1) \\ \vdots \\ -R_x(2m) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

使 (4) 式中不包含 $R_x(0)$ 项, 然后用广义逆矩阵求解 AR 参数。将得到的参数代入 (1) 式中, 可以得到对白噪声的预测。

1.3 基于多重相关分析的降噪

为了进一步对信号进行降噪处理, 采用了多重自相关^[5-6]降噪方法。设信号为

$$x(t) = s(t) + n(t) = A \sin(\omega_0 t + \varphi) + n(t), \quad (5)$$

式中: A 为信号幅度; φ 为信号初始角度; $n(t)$ 为噪声。

$x(t)$ 的自相关函数为

$$R_x(\tau) = R_s(\tau) + R_n(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x^*(t) \cdot x(t+\tau) dt + R_n(\tau). \quad (6)$$

通过计算得

$$R_x^1(\tau) = \frac{A^2}{2} \cos(\omega_0 \tau) + R_n^1(\tau), \quad (7)$$

$$R_x^2(\tau) = \frac{A^4}{8} \cos(\omega_0 \tau) + R_n^2(\tau). \quad (8)$$

由此递推, 得出经过多次相关函数为

$$R_x^{(k)}(\tau) = \frac{A^{2k}}{2^{2k-1}} \cos(\omega_0 \tau) + R_n^k(\tau). \quad (9)$$

可见, 信号的多重自相关函数在幅值和相位上虽然有变化, 但是频率没有变化, 也就是说, 调幅信号的多重自相关函数仍是调幅信号, 调制频率和载波频率均不变。表明多重自相关函数保留了滚动轴承的故障特征信息, 因此, 可以应用这种方法降低噪声, 提高信噪比。

1.4 小波分析

设函数 $\psi \in L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$, 若存在常数 A, B , 且 $0 < A \leq B < \infty$, 使得几乎处处有

$$A \leq \sum_{k \in \mathbb{Z}} |\hat{\psi}(2^{-k} \omega)|^2 \leq B, \quad (10)$$

则称 ψ 为一个二进小波。对于小波函数 ψ , 令

$$\psi_2(x) = \frac{1}{2^j} \psi\left(\frac{x}{2^j}\right), \quad (11)$$

f 在尺度 2^j 和 x 位置的小波变换为

$$W_{2^j} f(x) = f \otimes \psi_2(x), \quad (12)$$

称序列 $\{Wf = W_{2^j} f(x)\}$ $j \in \mathbb{Z}$ 为二进小波变换, W 为二进小波变换算子。 $W_{2^j} f(x)$ 是 $f(x)$ 在尺度 2^j 上的细节信号。

小波分解与重构采用 Mallat^[7-8] 算法。根据 Mallat 算法, 一维信号的小波分解与重构过程可由两组滤波器的级联滤波产生, 设 $\{c_k^m\}$ 为一输入序列, $\{c_k^{m-i}\}$ 为经过 i 次低通滤波而得到的输出, $\{d_k^{m-i}\}$ 为第 i 次高通滤波得到的输出, 一维信号的小波分解与重构过程如图 2 所示。这种分解方式为塔式分解, 其中, 每次对低频分量 (即近似信号) 进行分解。

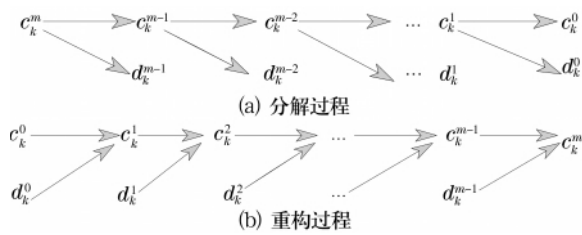


图2 一维信号的分解与重构过程

1.5 基于 Hilbert 变换的解调

对多重自相关的信号 $R_x^{(k)}(\tau)$ 进行 Hilbert 变换,分析信号的 Hilbert 变换定义为

$$\overline{R_x^{(k)}(\tau)} = R_x(\tau) * \frac{1}{\pi\tau} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{R_x^{(k)}(\tau)}{\tau-r} dr. \quad (13)$$

以多重自相关函数 $R_x^{(k)}(\tau)$ 为实部, Hilbert 变换为虚部,两者构造解析信号为

$$Z_i(\tau) = R_x^{(k)}(\tau) + j \overline{R_x^{(k)}(\tau)}, \quad (14)$$

求模得到包络信号

$$b(t) = \sqrt{[R_x^{(k)}(\tau)]^2 + [\overline{R_x^{(k)}(\tau)}]^2}, \quad (15)$$

再对包络信号进行 FFT 变换,得出调制解调谱。

2 试验验证

2.1 试验介绍

滚动轴承故障模拟试验设备如图 3 所示,试验台包括调速电动机、齿轮增速器、综合电子控制系统、4508 型加速度传感器、SE 系列电涡流位移传感器、USB9234 数据采集器和转子故障智能诊断系统 RFIDS 等。将 B&K 加速度传感器安装在左侧故障轴承座垂直(通道 3)和水平(通道 2 A)位置上,电涡流位移传感器用来测转速。振动加速度信号由 NI9234 数据采集卡得到,试验转速通过调速电动机控制。待检测的轴承支承着转轴转动,转轴两端轴承型号为 HRB6304,轴承的损伤是用电火花加工的单点损伤。试验轴承参数见表 1。

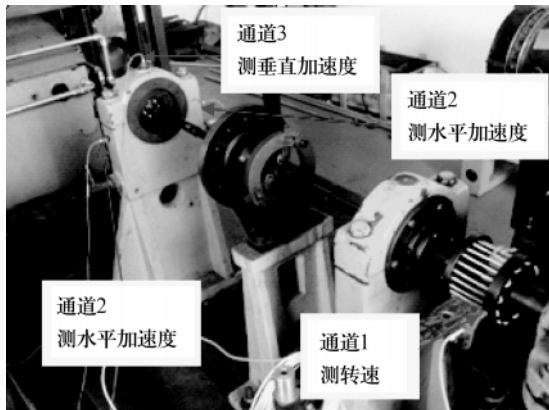


图3 滚动轴承故障模拟试验台实物图

表 1 试验轴承参数

| 型号 | 内径 /mm | 外径 /mm | 球组节圆直径/mm | 钢球直径 /mm | 钢球个数 N/个 |
|------|--------|--------|-----------|----------|----------|
| 6304 | 20 | 52 | 36 | 9.6 | 7 |

2.2 信号分析

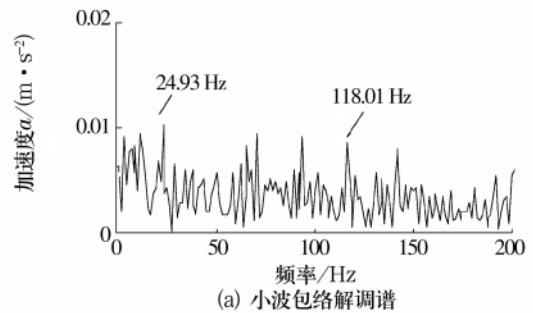
选取内圈故障加以分析,外圈故障和滚动体故障以此类推。

内圈故障测试时,选取的转速为 1 583 r/min 和 2 000 r/min。计算得到滚动轴承各部件的特征频率见表 2。

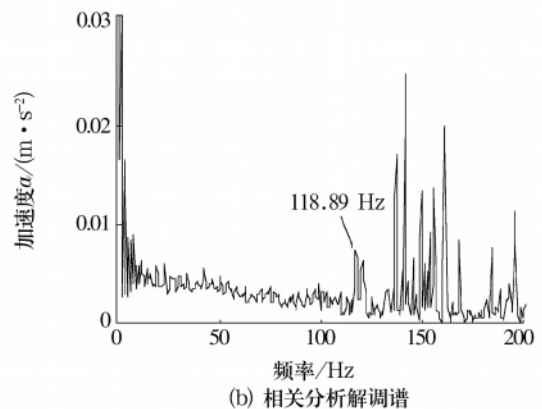
表 2 滚动轴承内圈故障时各部件的特征频率

| 转速 / (r · min ⁻¹) | 转轴频率 /Hz | 外圈故障频率/Hz | 内圈故障频率/Hz | 滚动体故障频率/Hz |
|-------------------------------|----------|-----------|-----------|------------|
| 1 583 | 26.39 | 67.72 | 119.04 | 91.9 |
| 2 000 | 33.33 | 85.56 | 147.78 | 116.1 |

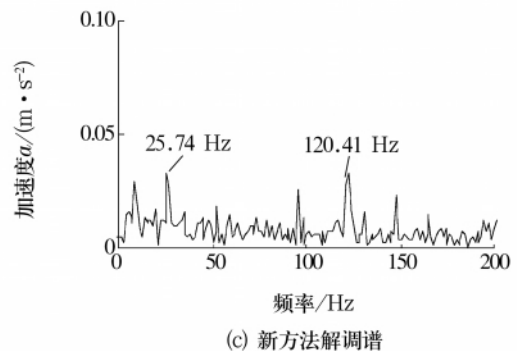
图 4 是转速为 1 583 r/min 时,分别使用小波变换、相关分析和新方法得出的解调谱。通过三



(a) 小波包络解调谱



(b) 相关分析解调谱



(c) 新方法解调谱

图 4 转速为 1 583 r/min 时的内圈故障解调谱

者的比较不难发现,使用小波分析能够得出故障特征频率,但谐波多,故障特征频率不够突出;使用相关分析能得到内圈故障的特征频率,但故障特征频率没有外圈故障特征频率的2倍频突出;使用新方法可以明显地得出内圈故障特征频率。图5是转速为2000 r/min时,使用3种方法得到的解调谱。从图中可以看出,只有新方法(图5c)能够识别出故障频率,其他两种方法均不能,这是因为滚动轴承故障信号十分微弱,淹没在噪声中,在包络解调谱中不能识别出故障特征频率,新方法使用AR模型、相关分析和小波分析进行多次降噪,成功提取出了滚动轴承内圈故障特征频率,证明了新方法的有效性。

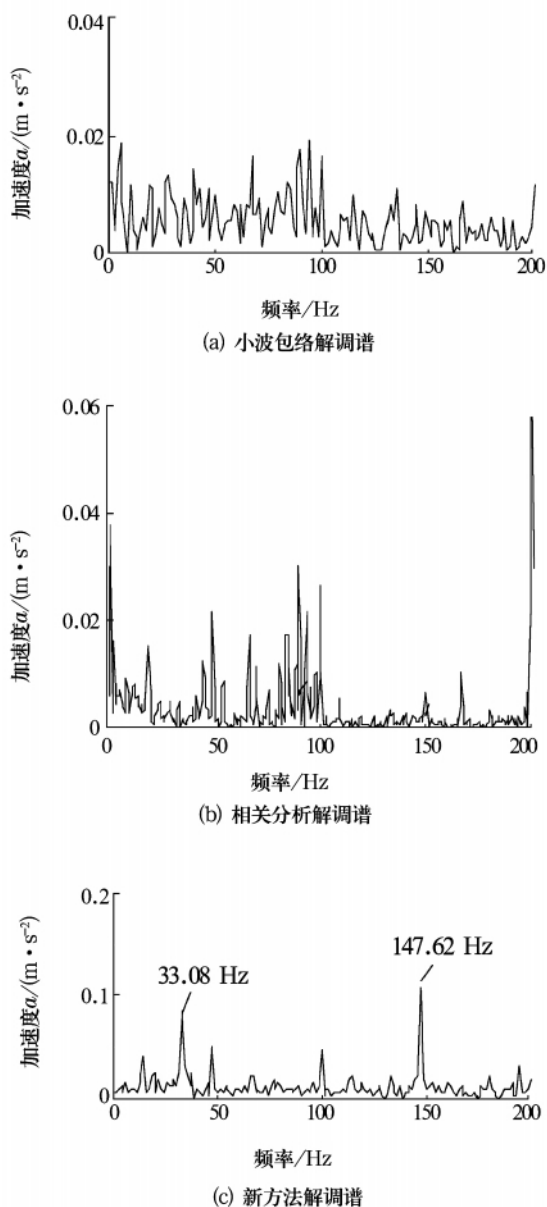


图5 转速为2000 r/min的内圈故障解调谱

3 新方法包络谱自动特征提取

根据文献[9]提出故障频率谱线的分布特征,可以根据提出的新方法自动计算故障的特征值。其基本思路是,通过AR模型和多重自相关分析,从信号中去除噪声的影响;使用小波分析,确定分解层数和小波函数,得到细节信号;再对细节信号进行Hilbert变换,得到小波包络谱;最后在包络谱中寻找滚动轴承故障特征频率所对应的包络谱值。

设新方法得到的包络谱为 $W(f)$; F_1 为旋转频率包络谱值; F_2 为外圈频率包络谱值; F_3 为内圈包络谱值; F_4 为滚动体包络谱值。由于根据轴承转速和几何尺寸计算出的故障特征频率与实际包络谱中的故障特征频率总是存在差异,因此特征值需要在一定范围内寻找。

图6为新方法得到的包络谱特征值,由图可知,当出现外圈故障时,包络谱表现出外圈故障的特征频率 F_2 取值较大;当出现内圈故障时,包络谱表现出内圈故障的特征频率 F_3 取值较大;当出现滚动体故障时,包络谱表现出滚动体故障的特征频率 F_4 取值较大;当滚动轴承无故障时,包络谱上表现不出明显的滚动轴承元件特征频率,即 F_2 、 F_3 和 F_4 取值较小且平均。由此可见,包络谱特征对滚动轴承故障具有较强的识别力,可用于滚动轴承智能诊断。

4 基于SVM的滚动轴承智能诊断

为了验证时延相关解调和小波分析与提出新方法的统计性能,使用SVM对滚动轴承进行智能诊断。要识别滚动轴承正常状态、外圈故障、内圈故障和滚动体故障4种类型时,需要设计6个SVM分类器。首先定义 $y=0$,表示正常状态; $y=1$,表示外圈故障; $y=2$,表示内圈故障; $y=3$,表示滚动体故障。利用滚动轴承试验台得到正常样本60个,内圈损伤样本69个,外圈损伤样本50个,滚动体损伤样本50个。选取每类样本中的一半作为训练样本和测试样本。

通过文中第3节提取的特征值,组成四维向量作为SVM的输入参数来识别滚动轴承的故障类型和工作状态。采用SVM识别时,使用Gauss核函数,用网格搜索的方法优化参数,其中,正则化参数 C 的寻优范围是 $[2^{-10}, 2^{10}]$,核函数参数 g 的寻优范围是 $[0.1, 1]$,10折交叉验证,网格数为

100 输出参数 $C = 21.1121$ $g = 0.946$ 。最终得出使用时延相关解调法得到的总识别率是 88.75% , 使用小波分析得到的总识别率是94.32% ,使用文

中提出的新方法得出的总识别率是 99.16% ,新方法的优越性明显。

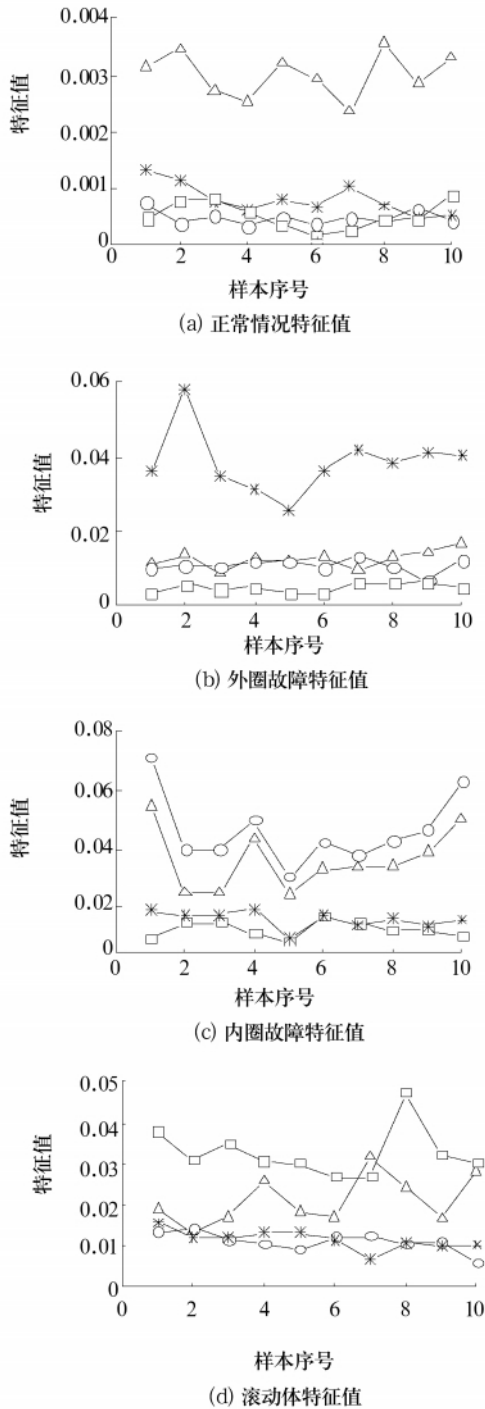
5 结束语

将 $AR(n)$ 模型和多重自相关分析方法引入到滚动轴承信号降噪中 ,再引入小波包络分析 ,提出了滚动轴承故障微弱信号检测新方法。与经验小波包络分析和时延相关解调法进行了对比分析 ,试验验证了新方法的有效性。并利用 SVM 对滚动轴承进行了智能诊断 ,试验得出新方法对故障信号的总识别率高达 99.16% ,故障特征提取有效性显著。

参考文献:

- [1] WANG Wen - yi. Early Detection of Gear Tooth Cracking Using the Resonance Demodulation Technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing ,2001 ,15 (5) : 887 - 903.
- [2] 张佃昌. 小波技术在信号重构及去噪中的应用研究 [D]. 济南: 山东大学 2007.
- [3] 孟涛 廖明夫. 利用时延相关解调法诊断滚动轴承的故障 [J]. 航空学报 2004 25(1) : 41 - 44.
- [4] 张晨罡 郝伟. 基于 AR 模型的滚动轴承故障诊断 [J]. 现代制造技术与装备 ,2006(5) : 35 - 40.
- [5] Randall R B. The Relationship Between Spectral Correlation and Envelope Analysis in the Diagnostics of Bearing Faults and Other Cyclostationary Machine Signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2001 ,15(5) : 945 - 962.
- [6] 李一兵 岳欣 杨莘元. 多重自相关函数在微弱正弦信号检测中的应用 [J]. 哈尔滨工程大学学报 ,2004 (4) : 525 - 528.
- [7] 张梅军 何世平 谭华. 小波分析在信号预处理中的应用研究 [J]. 振动、测试与诊断 ,2000 ,20(3) : 211 - 216.
- [8] 张辉. 基于小波变换的滚动轴承故障诊断方法的研究 [J]. 振动与冲击 ,2004 ,23(4) : 127 - 130.
- [9] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断 [J]. 航空学报 ,2009 30(2) : 362 - 367.

(编辑: 李超强)



注 “△”表示正常情况的特征值 “*”表示外圈故障的特征值; “○”表示内圈故障的特征值 “□”表示滚动体故障的特征值。

图6 新方法的包络谱特征值

欢迎订阅轴承杂志,欢迎广大读者撰稿、赐稿