参数自适应变分模态提取及其在轴箱轴承故障诊断中的应用

何 勇 李 洋 王 红*
兰州交通大学机电工程学院,兰州,730070

摘要:针对变分模态提取方法在轴箱轴承故障诊断时故障特征提取效果易受人为预设参数影响的问题,提出了一种基于改进平均峭度指标的参数自适应变分模态提取方法。采用一种无需预设子片段分割数量的改进平均峭度指标自适应确定惩罚因子和中心频率的最佳参数组合,并将与最大改进平均峭度值相对应的期望模态进行包络谱分析以诊断其故障类型。将所提方法分别应用于机车、地铁和客车轴箱轴承的3种不同故障类型试验数据分析过程,结果表明:所提方法能够有效解决变分模态提取方法的参数选取问题,并准确提取3种不同类型轴箱轴承的故障特征。通过与Autogram和CFFsgram方法对比,验证了所提方法在提取轴箱轴承故障频率及其倍频信息方面的优越性。

关键词:轴箱轴承;改进平均峭度;变分模态提取;参数优化;故障诊断
中图分类号:TH17;TH133.3
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.005 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Parameter-adaptive VME and Its Application in Fault Diagnosis of Axle Box Bearings

HE Yong LI Yang WANG Hong*
School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, 730070

Abstract: To address the issue that the effectiveness of fault feature extraction of VME method in axle box bearing fault diagnosis was affected by manually preset parameters, a parameter-adaptive variational mode extraction method was proposed based on the improved mean kurtosis. An improved mean kurtosis index that does not require predefining the number of subsegment divisions was utilized to adaptively determine the optimal parameter combination of penalty factor and center frequency, and the desired mode with the highest improved mean kurtosis value was subjected to envelope spectrum analysis to diagnose its fault type. The proposed method was applied to the processing of experimental data pertaining to three different fault types in axle box bearings for locomotives, metros, and passenger trains. The results show that the proposed method may effectively solve the parameter selection problem of VME and accurately extract the fault characteristics of three different types of axle box bearings. Compared with the Autogram and CFFsgram methods, the superiority of the proposed method in extracting fault frequency and its harmonic frequencies of axle box bearings is verified.

Key words: axle box bearing; improved mean kurtosis; variational mode extraction(VME); parameter optimization; fault diagnosis

0 引言

轴箱轴承作为轨道车辆运动转换的核心部件,其运行状态将直接影响列车的行车安全[1-2]。为从复杂的轮轨背景噪声中有效提取其早期微弱故障特征,常用的方法有模态分解类、谱峭度类以及解卷积类等研究方法[3-5]。其中,变分模态分解(VMD)方法以其严格的理论支撑在多模态分量分解方面表现稳定,受到国内外学者的广泛关注[5]。

由于变分模态分解方法在信号分解过程中计算量较大,NAZARI等[6]提出了计算复杂度更低的变分模态提取(variational mode extraction,VME)方法。但该方法为准确、快速地得到期望模态成分需要预设中心频率及惩罚因子两个参数,无法实现故障特征的自适应提取。为此,李翠省等[7]、陈春俊等[8]构建了基于故障特征频率能量比的参数优化方法,并将其成功应用于列车轴箱轴承的故障诊断之中,但该指标的有效性依赖于

收稿日期:2025-10-23
基金项目:国家自然科学基金(72561016);中央引导地方(甘肃)科技发展项目(24ZYQA044);兰州交通大学-天津大学联合创新基金(LH2024006)

滚动轴承的理论故障频率等先验知识。

为进一步降低参数优化过程中目标函数对先验知识的依赖，郭远晶等[9]采用S变换来预估VME方法中期望模态的中心频率初值，但在确定S变换中高斯窗宽的标准差时仍存在调整比例系数这一需要人为预设的参数。周启迪等[10]提出了融合峰峰值、均方根值及峰值因子的综合目标函数，但该方法同样需要人为预设期望模态与原始信号间的相关系数阈值。此外，俞惠惠等[11]提出了融合峭度、相关系数及正交性的综合目标函数以同时优化VME方法中的中心频率参数和惩罚因子参数，但融合多种指标的综合目标函数将增大参数优化过程中的计算量且各类指标的选取缺乏依据。

考虑到轴箱轴承零件损伤所引起的周期性冲击具有较好的循环平稳性[12]，NASSEF等[13]提出了以基尼系数为目标函数的参数优化方法。基尼系数在计算过程中既不依赖先验知识，又无需引入其他预设参数，但该指标易受谐波等周期性较强的干扰噪声影响。顾晓辉等[14]和施亦非等[15]基于平方包络谱峭度在表征轴承故障特征循环平稳性方面的优良性能，提出了基于该指标的参数优化方法，但在幅值较大的随机冲击噪声干扰下，该指标对轴承故障特征的提取能力有限。为此，张新等[16]构建了一种平均峭度指标，其原理为将原始信号均匀分割为多个子片段并计算所有子片段峭度值的均值。刘文朋等[17]还进一步将所有子片段峭度值的中值记为中值峭度指标以代替平均峭度，降低了局部峭度极值对中值峭度计算结果的影响，并基于仿真信号分析结果验证了该指标对随机冲击及谐波噪声有较强的抵抗能力。

综合以上分析可知，上述两种指标虽然在提升性能的同时摆脱了对先验知识或预设相关指标阈值的依赖，但平均峭度或中值峭度指标中原始信号被均分时的子片段分割数量亦需要人为预设或依靠经验公式进行求解，这在一定程度上降低了上述两种指标的自适应性。

受上述研究成果启发，本文提出了一种基于改进平均峭度的参数自适应VME方法。

1　基本理论

1.1　VME方法基本原理

假设输入信号$f(t)$被分解为两部分[5]：

$$f(t)=u_{\mathrm{d}}(t)+f_{\mathrm{r}}(t) \tag{1}$$

式中：$u_{\mathrm{d}}(t)$为具有预定中心频率ω_{d}的期望模态；$f_{\mathrm{r}}(t)$为残差信号。

为实现期望模态成分的精确提取，VME通过构建并最小化两个惩罚函数J_1、J_2来实现。其中，惩罚函数J_1为

$$J_1=\left\| \partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_{\mathrm{d}}(t)\right]\exp(-\mathrm{j}\omega_{\mathrm{d}}t)\right\|_2^2 \tag{2}$$

式中：$\delta(t)$为狄利克函数；“*”表示卷积；∂_t为t的一阶偏导数。

惩罚函数J_2用于评估期望模态成分$u_{\mathrm{d}}(t)$与残差信号$f_{\mathrm{r}}(t)$之间的频谱重叠程度：

$$J_2=\left\| \beta(t)*f_{\mathrm{r}}(t)\right\|_2^2 \tag{3}$$

式中：$\beta(t)$为滤波器的冲击响应。

与VMD方法相似，VME同样通过引入拉格朗日乘法算子λ将式(1)转化为无约束模型，并获得增广拉格朗日函数[18]：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(u_{\mathrm{d}},\omega_{\mathrm{d}},\lambda)=&\alpha\left\| \mathrm{j}(\omega-\omega_{\mathrm{d}})[(1+\mathrm{sgn}(\omega))\hat{u}_{\mathrm{d}}(\omega)]\right\|_2^2+\\&\left\| \hat{\beta}(\omega)\hat{f}_{\mathrm{r}}(\omega)\right\|_2^2+\left\| \hat{f}(\omega)-(\hat{u}_{\mathrm{d}}(\omega)+\hat{f}_{\mathrm{r}}(\omega))\right\|_2^2+\\&\langle\hat{\lambda}(\omega),\hat{f}(\omega)-(\hat{u}_{\mathrm{d}}(\omega)+\hat{f}_{\mathrm{r}}(\omega))\rangle\end{aligned} \tag{4}$$

式中：α为惩罚因子；sgn(·)为符号函数；“〈·〉”表示内积运算；“^”表示傅里叶变换。

因此，期望模态成分$u_{\mathrm{d}}(t)$及其中心频率ω_{d}的更新表达式可基于交替方向乘子法求解式(4)得到：

$$\left.\begin{aligned}\hat{u}_{\mathrm{d}}^{(n+1)}(\omega)&=\frac{\hat{f}(\omega)+\alpha^2(\omega-\omega_{\mathrm{d}}^{(n+1)})^4\hat{u}_{\mathrm{d}}^{(n)}(\omega)+\frac{\hat{\lambda}\omega}{2}}{[1+\alpha^2(\omega-\omega_{\mathrm{d}}^{(n+1)})^4][1+2\alpha(\omega-\omega_{\mathrm{d}}^{(n)})^2]}\\ \omega_{\mathrm{d}}^{(n+1)}&=\frac{\int_0^\infty\omega\left|\hat{u}_{\mathrm{d}}^{(n+1)}(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty\left|\hat{u}_{\mathrm{d}}^{(n+1)}(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega}\end{aligned}\right\} \tag{5}$$

1.2　改进平均峭度

为有效评价列车轴箱轴承损伤后其振动信号所表现出的冲击性和循环平稳性，本节提出了一种不依赖于先验知识且无需预设参数的改进平均峭度指标(定义其为E)。振动信号x的改进平均峭度$E(x)$的计算流程如图1所示，具体步骤如下：

1)将原始振动信号x均分为k个子片段，并设定初始子片段数量$k=2$。

2)记第i个子片段的峭度值为$r(x_i(j))$，并将所有k个子片段的峭度值存储至向量$\boldsymbol{r}_k$。

3)计算振动信号x被均分为k个子片段时的加权平均峭度$R(x)$，具体计算过程如下：

$$R_k(x)=\mathrm{mean}(r_k)\frac{sum(r_k-3)}{[\max(r_k)-\min(r_k)]^2} \tag{6}$$

式中：mean(·)为求均值运算；sum(·)为求和运算。

由于轴承正常时其振动信号的峭度值接近3，若

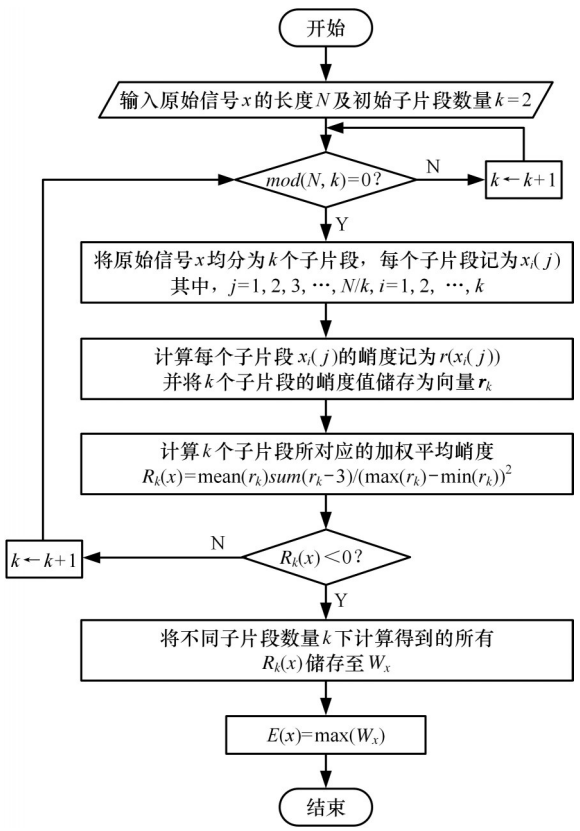


图1 改进平均峭度计算过程

Fig.1 Calculation process of improved mean kurtosis

每个子片段长度过短致使其内部所包含的故障特征信息过少，将导致各子片段的峭度值较小，即式(6)中$sum(r_k-3)$将小于0。与此同时，若周期性脉冲成分被均匀地分割在各子片段中，每个子片段的峭度值将较为接近，即$[\max(r_k)-\min(r_k)]^2$值较小。通过上述两种权重一方面可自适应确定子片段的最大分割数量，另一方面也避免了个别子片段峭度值过大对平均峭度计算结果的影响。

4)若$R_k(x)<0$，则认为振动信号x被过度分割，子片段数量k不再增加；否则，$k\leftarrow k+1$。

5)将不同子片段数量k下振动信号x所有加权平均峭度$R_k(x)$存储至W_x。根据式(7)求得振动信号x的改进平均峭度$E(x)$，具体为

$$E(x)=\max(W_x) \tag{7}$$

1.3 VME参数优化方法

VME方法中惩罚因子α和中心频率ω_d为待优化参数，ω_d的参数优化范围可设定为$\omega_d\in[p_{\min}f_s,p_{\max}f_s]$，其中$f_s$为振动信号的采样频率，$p_{\min}$、$p_{\max}$分别为优化范围的下限和上限，优化步长为$\Delta p$。与参数$\omega_d$不同的是，参数$\alpha$的优化范围需要依据人为经验设定。为在满足诊断精度的同时提高参数优化效率，本节设定参数α的初始优化范围为$\alpha\in[\alpha_{\min},\alpha_{\max}]$，在该范围内参数$\alpha$的优化步长为$\Delta\alpha$。

采用网格搜索法对上述两种参数组合进行优化。优化结束时，若参数α的最优参数α_{opt}恰好落在其参数优化范围的边界上(即$\alpha_{opt}=\alpha_{\max}$)，则继续扩大参数$\alpha$的优化范围，并设定优化范围的扩展步长为$\Delta\alpha_{\max}$(即$\alpha_{\max}=\alpha_{\max}+\Delta\alpha_{\max}$)。相反，若参数$\alpha$的最优参数$\alpha_{opt}$落在优化范围区间内则停止优化，输出最优参数组合，具体流程见图2。

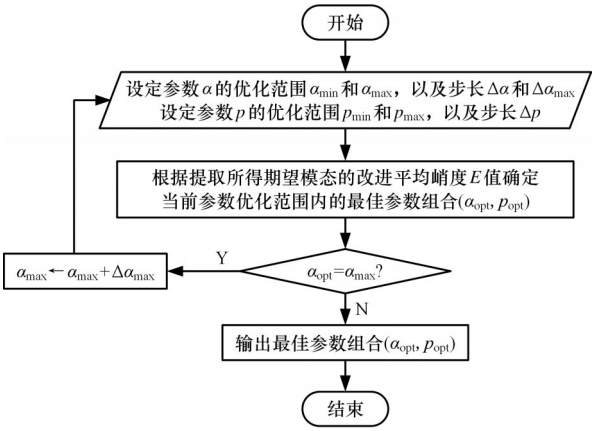


图2 VME参数优化过程

Fig.2 VME parameter optimization process

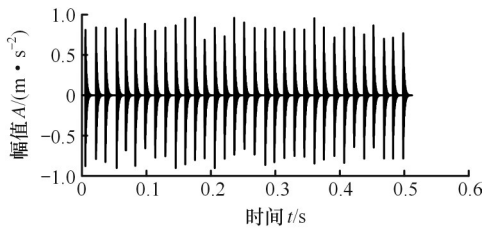
2 仿真信号分析

由文献[7]可知，本节构建的仿真信号共包含4种类型，分别为轴承外圈故障仿真信号s_1、谐波仿真信号s_2、随机冲击仿真信号s_3和高斯白噪声仿真信号s_4。4种仿真信号时域波形如图3所示，上述仿真信号的数学表达式如下：

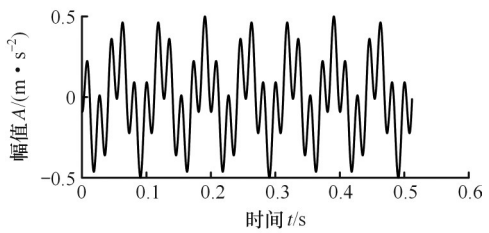
$$\left.\begin{aligned}s_1(t)&=\sum_{k=1}^{K}A_k u(t-kT_w-\tau_w)\\ s_2(t)&=0.25\cos(2\pi\omega_1 t)+0.25\cos(2\pi\omega_2 t)\\ s_3(t)&=\sum_{i=1}^{I}A_i u(t-iT_r)\end{aligned}\right\} \tag{8}$$
$$u(t)=\exp(-\beta_w t)\sin(2\pi\omega_n t)$$

式中：K、I为轴承外圈故障仿真信号和随机冲击仿真信号的冲击个数；A_k、A_i分别为轴承外圈故障仿真信号和随机冲击仿真信号的幅值，$A_k=1$，$A_i=8$；T_w为轴承外圈故障仿真信号的周期，$T_w=1/65$，即轴承外圈故障频率为65 Hz；τ_w为随机滑移系数；β_w、ω_n分别为阻尼系数和共振频率，$\beta_w=900$，$\omega_n=6500$；ω_1、ω_2为谐波仿真信号的频率，$\omega_1=15$ Hz，$\omega_2=55$ Hz。

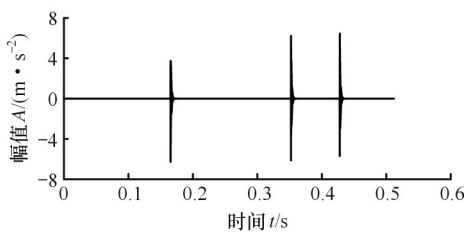
本次仿真过程中信号采样频率为10 kHz、仿真信号长度为5120，将图3所示4种仿真信号混合后得到混合信号f_1，其时域波形如图4所示。观察图4可知，时域波形存在明显的偶发冲击成分，在随机冲击、谐波及高斯白噪声仿真信号的叠加干扰下，图5a所示的混合信号f_1包络谱谱线较为杂乱，无法观察到任何有用信息。采用本文所提



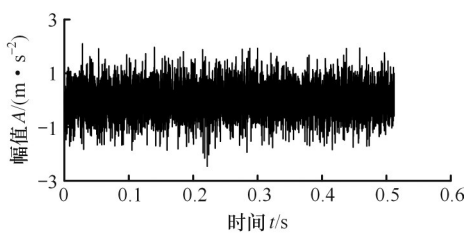
(a)仿真信号s_1



(b)谐波仿真信号s_2



(c)随机冲击仿真信号s_3



(d)高斯白噪声仿真信号s_4

图3　混合信号f_1组成

Fig.3　Components of the mixed signal f_1

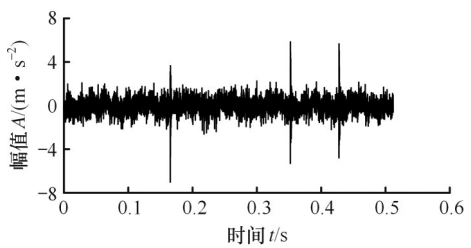


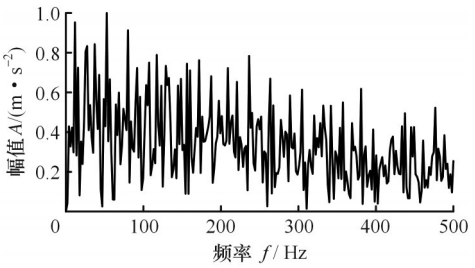
图4　混合信号f_1时域波形

Fig.4　Time domain waveform of mixed signal f_1

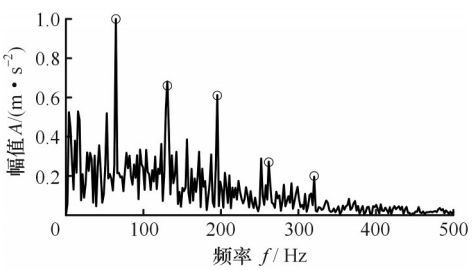
参数自适应VME方法优化得到的最佳参数为(1700,0.5)。图5b为参数自适应VME方法提取所得模态分量的包络谱,从该图中已可以明显观察到轴承外圈故障仿真信号的理论故障频率及2~5倍频,验证了本文方法可以在大幅值随机冲击等复杂多成分信号中有效提取到轴承微弱的故障特征。

3　案例分析

为验证本文所提方法的有效性,本节所有案例分析中的参数优化范围均采用以下设定。由文献[19]可知,$p_{min}=0$、$p_{max}=0.5$,优化步长$\Delta p=0.05$。参数α的初始优化范围$\alpha_{min}=100$、$\alpha_{max}=500$,优化步长$\Delta\alpha=100$、$\Delta\alpha_{max}=500$。



(a)原始信号



(b)提取模态

图5　混合信号f_1包络谱

Fig.5　Envelope spectrum of mixed signal f_1

3.1　机车轴箱轴承内圈故障

某型机车轴箱轴承磨合试验台由驱动机构、数据采集卡、传感器等设备组成,如图6所示。试验过程中被试轴承转速为500 r/min(转频f_r=8.3 Hz),信号采样频率为20 kHz。数据采集卡为无锡市厚德自动化仪表有限公司的HD2000,传感器型号为HD20100s。该轴承故障类型为内圈损伤,其理论故障频率f_i为81.5 Hz。

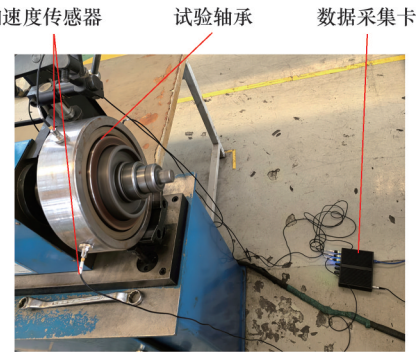
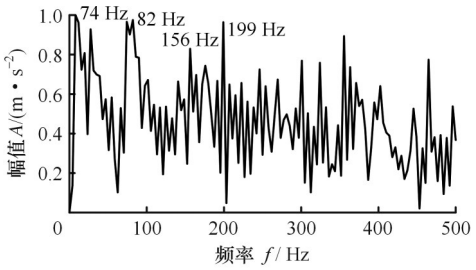


图6　机车轴箱轴承试验台

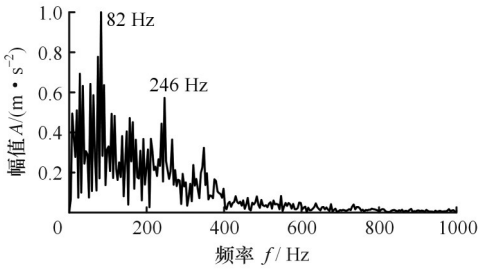
Fig.6　Test bench of locomotive axle box bearing

对该轴承的原始振动信号进行包络谱分析,如图7a所示。可以看出,包络谱中几处幅值较大的谱线均为内圈故障频率受转频调制后的成分,如:74 Hz约为f_i-f_r、156 Hz约为$2f_i-f_r$以及199 Hz约为$3f_i-5f_r$。进一步采用本文所提参数自适应VME方法对该振动信号进行分析,优化得到

最优参数组合α和ω_d分别为2400和0.35。所得模态包络谱如图7b所示，可以清晰观察到内圈故障频率及其3倍频。



(a)原始信号



(b)提取模态

图7 机车轴箱轴承包络谱

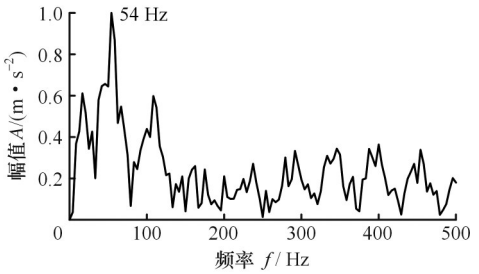
Fig.7 Envelope spectrum of locomotive axle box bearing

3.2 地铁轴箱轴承滚动体故障

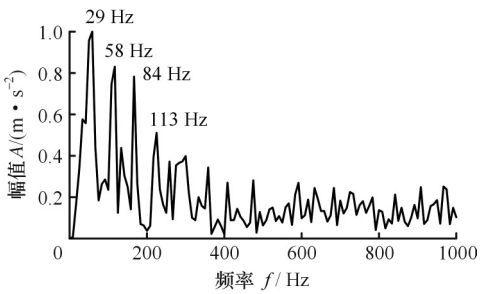
地铁轴箱轴承试验过程中横向负载为0，轴承转频f_r为9 Hz、采样频率为64 kHz[20]。由文献[20]可知，滚动体理论故障频率为28.5 Hz。图8a所示为原始振动信号包络谱，谱线峰值所在位置为54 Hz，与滚动体理论故障频率的2倍频相近，但从该谱中无法观察到其他相关信息，因此无法确诊是否存在滚动体损伤。原始振动信号经参数自适应VME方法分析后，确定最佳参数组合α和ω_d分别为600和0.15。提取所得模态包络谱如图8b所示，滚动体故障频率及其2倍频至4倍频已非常显著。

3.3 客车轴箱轴承外圈故障

某型客车轴箱轴承试验时轴承转频f_r及采样频率分别为5.7 Hz和40 kHz，试验装置如图9所示。该试验装置先由安装在地基内部的驱动电机驱动轨道轮转动，再由轨道轮进一步驱动被试客车轮对转动。因此，试验过程中需等待被试客车轮对转速稳定后再进行数据采集，本节采用的数据采集设备与3.1节中的设备相同。试验中，该轴箱轴承外圈存在损伤，其理论故障频率为32.8 Hz。图10a显示，该轴承原始振动信号包络谱中外圈故障特征同样受到转频调制，无法观察到与外圈故障相关的有用信息。该信号经参数自适应VME方法分析后，确定最佳参数



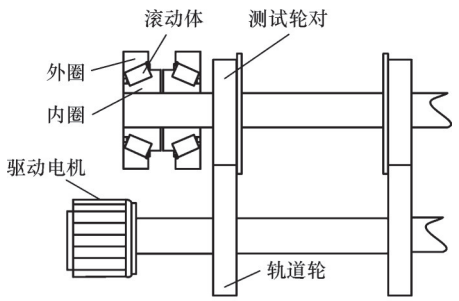
(a)原始信号



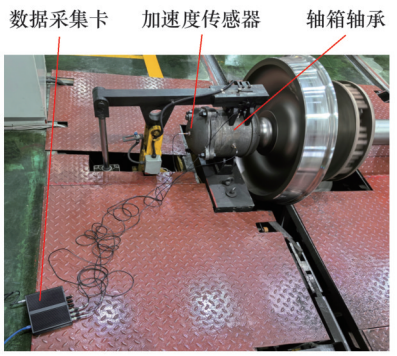
(b)提取模态

图8 地铁列车轴箱轴承包络谱

Fig.8 Envelope spectrum of metro train axle box bearing



(a)结构图



(b)实物图

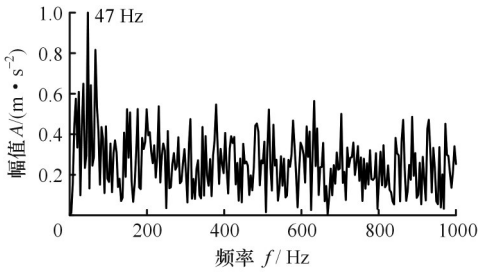
图9 客车轴箱轴承试验台

Fig.9 Test bench of passenger train axle box bearing

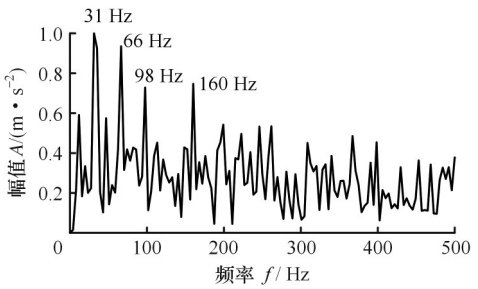
组合α和ω_d分别为200和0。提取所得模态包络谱如图10b所示，外圈故障频率及其2倍频、3倍频和5倍频已非常清晰，可以确定该轴承出现了外圈损伤。

3.4 诊断方法对比

为验证本文所提改进平均峭度指标在提取轴箱轴承故障特征及其倍频信息方面的优越性，本节根据文献[17]中的研究成果，首先分别采用平



(a)原始信号



(b)提取模态

图10　客车轴箱轴承包络谱

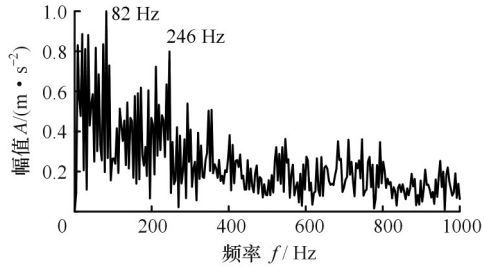
Fig.10　Envelope spectrum of passenger train axle box bearing

方包络谱峭度指标和中值峭度指标作为参数自适应VME方法的目标函数对上述3种轴箱轴承故障信号进行分析。基于中值峭度指标优化得到机车、地铁及客车轴箱轴承振动信号相对应的(α,ω_d)最佳参数组合分别为(500,0.4)、(300,0.4)和(1700,0.1)。

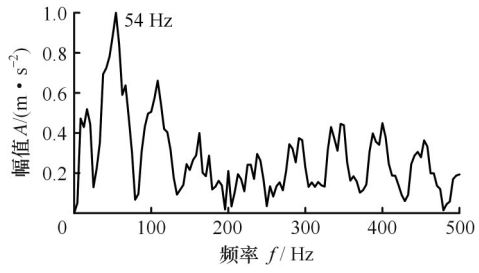
3种轴箱轴承提取的模态包络谱如图11所示。由图11a可知,虽然机车轴箱轴承内圈故障频率及其3倍频可以被观察到,但相比于图7b,在400～1000 Hz频率范围内干扰谱线较多。继续观察图11b可知,地铁轴箱轴承滚动体故障频率无法被识别。图11c中,客车轴箱轴承的外圈故障频率及其2倍频较为清晰,但相较于图10b,缺少了3倍频和5倍频信息。

基于平方包络谱峭度指标优化得到机车、地铁及客车轴箱轴承振动信号相对应的(α,ω_d)最佳参数组合分别为(4200,0)、(12 900,0.1)、(200,0)。其中,客车轴箱轴承振动信号的VME参数优化结果与3.3节相同,其他2种轴箱轴承提取得到的模态包络谱如图12所示。由图12a可知,机车轴箱轴承内圈故障频率无法被识别,继续观察图12b可知,地铁轴箱轴承滚动体故障频率虽然可以被识别,但相比于图8b缺少了4倍频信息。

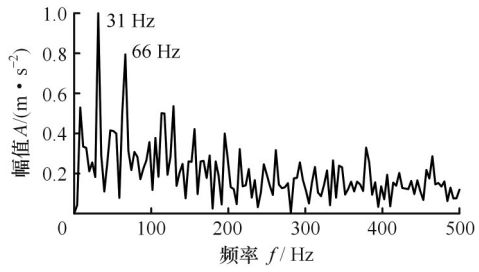
为进一步验证本文所提参数自适应VME方法的有效性,选取了广泛应用于轴承早期故障诊断的谱方法Autogram[21]和CFFsgram[22]与本文方



(a)机车轴箱轴承



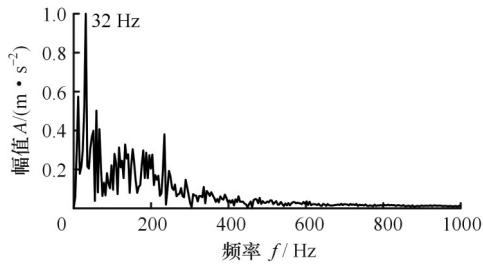
(b)地铁轴箱轴承



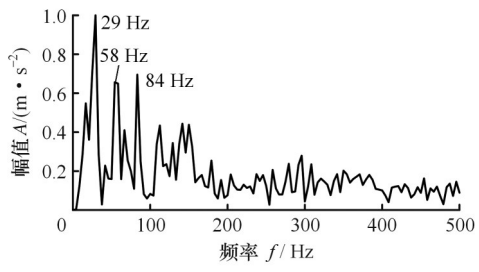
(c)客车轴箱轴承

图11　基于中值峭度优化所得模态的包络谱

Fig.11　Envelope spectrum of the mode based on median kurtosis optimization



(a)机车轴箱轴承



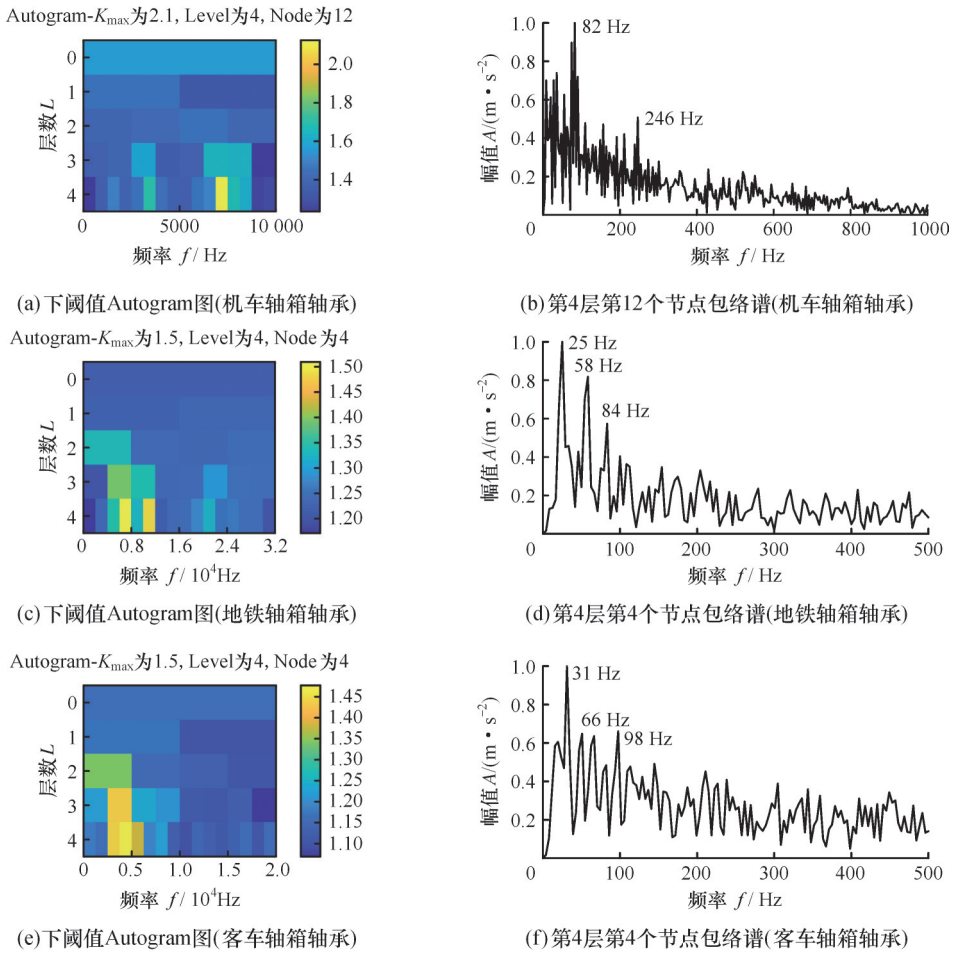
(b)地铁轴箱轴承

图12　基于平方包络谱峭度优化所得模态的包络谱

Fig.12　Envelope spectrum of the mode based on kurtosis optimization of square envelope spectrum

法进行对比。由文献[23]可知,下阈值自相关峭度可以更好地避免非周期脉冲导致峭度值增大的影响,因此本节选取下阈值自相关峭度谱进行后

续分析对比。3种轴箱轴箱振动信号计算得到的下阈值自相关峭度谱如图13所示。对比图7b和图13b可知，本文方法与Autogram方法均识别出了机车轴箱轴承的1倍频（82 Hz）和3倍频（246 Hz）；对比图8b和图13d可知，本文方法相较于Autogram方法多识别出了地铁轴箱轴承的4倍频（113Hz）；对比图10b和图13f可知，本文方法相较于Autogram方法多识别出了客车轴箱轴承的5倍频，且本文方法中的2倍频谱线更加突出。



(a)下阈值Autogram图(机车轴箱轴承)　(b)第4层第12个节点包络谱(机车轴箱轴承)

(c)下阈值Autogram图(地铁轴箱轴承)　(d)第4层第4个节点包络谱(地铁轴箱轴承)

(e)下阈值Autogram图(客车轴箱轴承)　(f)第4层第4个节点包络谱(客车轴箱轴承)

图13　不同类型轴箱轴承下阈值Autogram方法诊断结果

Fig. 13　Diagnosis results of different types of axle box bearings using lower Autogram method

继续采用CFFsgram方法对上述信号进行分析，CFFsgram方法的诊断结果如图14所示。通过观察图14b和图14d可知，在机车轴箱轴承和地铁轴箱轴承案例中，CFFsgram方法与本文方法的诊断结果一致。继续观察图14f可知，CFFsgram方法诊断结果中最佳节点包络谱的峰值谱线与2倍频（66Hz）对应且无法观察到1倍频（32.8Hz）及其他倍频信息，因此无法确定该轴承的故障类型。

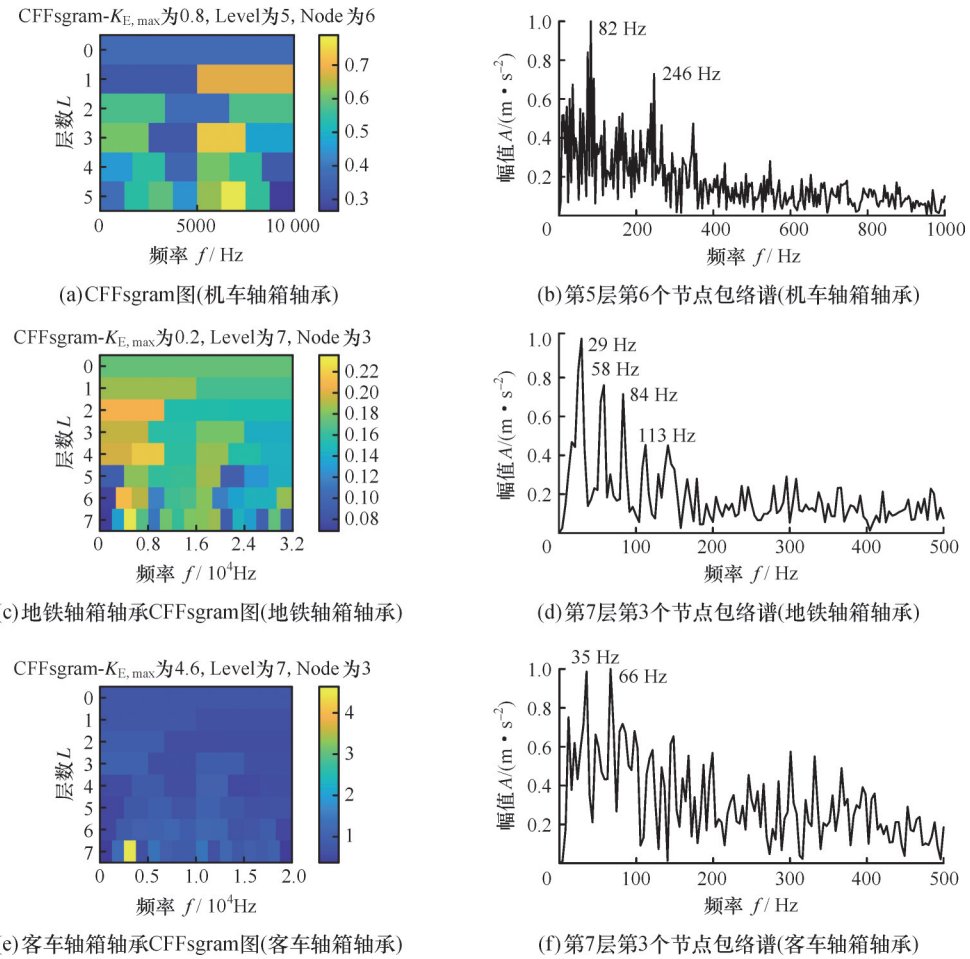
综合上述对比分析结果可知，本文方法相较于下阈值Autogram方法及CFFsgram方法有更好的诊断效果。

4　结论

1）本文构建了一种不依赖于先验知识的改进平均峭度指标，并以其为目标函数优化了VME的中心频率和惩罚因子这两个关键参数，解决了传统VME方法提取模态效果依赖人工经验选取参数的不足，提高了该方法在工程应用中的自适应性。

2）基于机车、地铁及客车轴箱轴承的案例分析结果表明，本文所提方法能够有效识别到轴承轴箱不同类型的故障特征，验证了本文方法具有较好的普适性。并通过与平方包络谱峭度、中值峭度、下阈值Autogram方法和CFFsgram方法的对比分析，验证了本文方法的优越性。

3）本文所提方法仅对单一轴箱轴承及单轮对轴箱轴承进行了故障特征提取，实验条件中的外部干扰噪声与列车实际运行环境噪声仍有一定差距，未来将考虑结合现场数据对本文方法进行深入验证。



(a)CFFsgram图(机车轴箱轴承)　(b)第5层第6个节点包络谱(机车轴箱轴承)

(c)地铁轴箱轴承CFFsgram图(地铁轴箱轴承)　(d)第7层第3个节点包络谱(地铁轴箱轴承)

(e)客车轴箱轴承CFFsgram图(客车轴箱轴承)　(f)第7层第3个节点包络谱(客车轴箱轴承)

图14　不同轴箱轴承振动信号CFFsgram诊断结果

Fig.14　Diagnosis results of different types of axle box bearings using CFFsgram method

参考文献：

[1] 沈长青，王旭，王冬，等．基于多尺度卷积类内迁移学习的列车轴承故障诊断[J]．交通运输工程学报，2020，20(5)：151-164.
SHEN Changqing，WANG Xu，WANG Dong，et al. Multi-scale Convolution Intra-class Transfer Learning for Train Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering，2020，20(5)：151-164.

[2] 徐磊，王田天，谢劲松，等．高速列车轴箱轴承故障特征与诊断技术研究[J]．中南大学学报(自然科学版)，2022，53(5)：1600-1613.
XU Lei，WANG Tiantian，XIE Jinsong，et al. Research on Fault Characteristics and Diagnosis Technology of Axle Box Bearing of High Speed Train[J]. Journal of Central South University (Science and Technology)，2022，53(5)：1600-1613.

[3] WANG Cuiping，QI Hongyuan，HOU Dongming，et al. Ensefgram：an Optimal Demodulation Band Selection Method for the Early Fault Diagnosis of High-speed Train Bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2024，213：111346.

[4] GU Xiaohui，YANG Shaopu，LIU Pengfei，et al. Adaptive Maximum Statistical Complexity Deconvolution and Its Application for Train Axle Box Bearing Fault Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2025，230：112596.

[5] 董俭雄，宋冬利，李林，等．参数自适应VMD在高速列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J]．中南大学学报(自然科学版)，2023，54(4)：1344-1357.
DONG Jianxiong，SONG Dongli，LI Lin，et al. Application of Parameter Adaptive VMD in Fault Diagnosis of Axle Box Bearing of High-speed Train[J]. Journal of Central South University (Science and Technology)，2023，54(4)：1344-1357.

[6] NAZARI M，SAKHAEI S M. Variational Mode Extraction：a New Efficient Method to Derive Respiratory Signals from ECG[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics，2018，22(4)：1059-1067.

[7] 李翠省，刘永强，廖英英，等．基于故障特征系数的IGWO-VME方法及其在轮对轴承故障诊断中的应用[J]．铁道学报，2024，46(12)：49-57.
LI Cuixing，LIU Yongqiang，LIAO Yingying，et al. IGWO-VME Method Based on Fault Feature Coefficient and Its Application in Wheelset Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of the China Railway Society，2024，46(12)：49-57.

[8] 陈春俊，周林春，杨露．基于平均自相关和优化VMD的轴箱轴承故障诊断[J]．振动、测试与诊断，2023，43(2)：231-239.
CHEN Chunjun，ZHOU Linchun，YANG Lu. Axle Box Bearing Fault Diagnosis Based on Average Autocorrelation and Optimized VMD[J]. Journal of Vibration，Measurement & Diagnosis，2023，43(2)：231-239.

[9] 郭远晶，金晓航，魏燕定，等．S变换引导变分模态提取的旋转机械故障诊断方法[J]．振动工程学报，2022，35(5)：1289-1298.

GUO Yuanjing, JIN Xiaohang, WEI Yanding, et al. Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery Using Variational Mode Extraction Guided by S Transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(5): 1289-1298.

[10] 周启迪，张忠伟，王根全，等. 基于PAVME的柴油机传动机构异常振动诊断研究[J]. 振动与冲击，2025，44(1)：143-150.
ZHOU Qidi, ZHANG Zhongwei, WANG Genquan, et al. Abnormal Vibration Diagnosis of Diesel Engine Transmission Mechanism Based on PAVME[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(1): 143-150.

[11] 俞惠惠，郑近德，潘海洋，等. 基于自适应变分模态提取的低速重载滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击，2022，41(11)：65-71.
YU Huihui, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault Diagnosis Method of Low Speed and Heavy Load Rolling Bearing Based on Adaptive Variational Mode Extraction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(11): 65-71.

[12] MIAO Yonghao, WANG Jingjing, ZHANG Boyao, et al. Practical Framework of Gini Index in the Application of Machinery Fault Feature Extraction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108333.

[13] NASSEF M G A, HUSSEIN T M, MOKHIAMAR O. An Adaptive Variational Mode Decomposition Based on Sailfish Optimization Algorithm and Gini Index for Fault Identification in Rolling Bearings[J]. Measurement, 2021, 173: 108514.

[14] 顾晓辉，杨绍普，刘永强，等. 基于多目标交叉熵优化的轮对轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报，2018，54(4)：285-292.
GU Xiaohui, YANG Shaopu, LIU Yongqiang, et al. Fault Feature Extraction of Wheel-bearing Based on Multi-objective Cross Entropy Optimization[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(4): 285-292.

[15] 施亦非，黄宇峰，王锋，等. 基于参数优化特征模态分解的强背景噪声下滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击，2024，43(21)：107-115.
SHI Yifei, HUANG Yufeng, WANG Feng, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearing under Strong Background Noise Based on POFMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(21): 107-115.

[16] 张新，赵艺珂，王家序，等. 基于最大平均峭度盲解卷积的直升机故障诊断[J]. 振动 测试与诊断，2024，44(3)：480-485.
ZHANG Xin, ZHAO Yike, WANG Jiaxu, et al. Helicopter Fault Diagnosis by Blind Deconvolution Based on Average Kurtosis Maximization[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(3): 480-485.

[17] 刘文朋，杨绍普，刘永强，等. 轮轨激励下高速列车轴箱轴承故障诊断方法研究[J]. 机械工程学报，2025，61(6)：249-259.
LIU Wenpeng, YANG Shaopu, LIU Yongqiang, et al. Research on Fault Diagnosis Method of Axle-box Bearing of High-speed Train under Wheel-rail Excitation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(6): 249-259.

[18] 王鑫，江星星，宋秋昱，等. 自适应变分模式提取的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击，2023，42(15)：83-91.
WANG Xin, JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, et al. Bearing Fault Diagnosis Method Based on Adaptive Variational Mode Extraction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 83-91.

[19] PANG Bin, NAZARI M, TANG Guiji. Recursive Variational Mode Extraction and Its Application in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108321.

[20] DING Ao, QIN Yong, WANG Biao, et al. Evolvable Graph Neural Network for System-level Incremental Fault Diagnosis of Train Transmission Systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 210: 111175.

[21] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: an Effective Approach for Selecting the Optimal Demodulation Band in Rolling Element Bearings Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.

[22] ZHOU Ning, CHENG Yao, WANG Zhiwei, et al. CFFsgram: a Candidate Fault Frequencies-based Optimal Demodulation Band Selection Method for Axle-box Bearing Fault Diagnosis[J]. Measurement, 2023, 207: 112368.

[23] 王兴龙，郑近德，潘海洋，等. 基于MED与自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击，2020，39(18)：118-124.
WANG Xinglong, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault Diagnosis Method for Rolling Bearings Based on Minimum Entropy Deconvolution and Autograms[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(18): 118-124.

（编辑 王旻玥）

作者简介：何 勇，男，1991年生，副教授。研究方向为轨道车辆设备故障诊断与维修决策。E-mail：hylzjt2014@139.com。
王 红*（通信作者），男，1968年生，教授、博士研究生导师。研究方向为轨道车辆设备预防性维修决策与可靠性分析。E-mail：wh@mail.lzjtu.cn。

本文引用格式：
何勇，李洋，王红. 参数自适应变分模态提取及其在轴箱轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2124-2132.
HE Yong, LI Yang, WANG Hong. Parameter-adaptive VME and Its Application in Fault Diagnosis of Axle Box Bearings[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2124-2132.