

自适应脊线提取在轴箱轴承故障诊断中的应用*

王星童^{1,2}, 何霞¹, 丁建明¹, 席亚军³

(1. 西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室 成都, 610031)

(2. 重庆中车时代电气技术有限公司 重庆, 404100)

(3. 中国铁路兰州局集团有限公司兰州车辆段 兰州, 730050)

摘要 针对时变转速下现有代价函数在脊线提取中存在局限性、搜索区域选择对脊线提取误差较大的问题, 基于动态路径规划原理与时频分析技术, 提出了一种基于自适应代价函数及变带宽可迭代脊线提取方法。首先, 根据信号在时频图上的亮度梯度, 将脊线搜索区域自适应限制在窄带内, 缩小提取范围并降低干扰影响; 其次, 构造融合峰值点幅值缩放与频率跳变惩罚因子的可调节代价函数, 结合动态路径规划求解候选脊点的累计代价并完成最优路径回溯, 实现单条脊线的精准提取; 然后, 采用在同一时频图内多次迭代的方式提取瞬时轴转频率、瞬时故障特征频率及其谐波等多条脊线; 最后, 利用提取脊线之间的平均比值与故障特征阶次进行匹配, 从而实现故障诊断。研究结果表明: 与现有流行方法比较, 该方法在脊线提取准确度和抗噪上均有较高的性能, 对于内圈故障和外圈故障脊线提取结果的平均误差分别为 0.42% 和 0.2%, 有效解决了时变转速下轴承故障脊线提取的精度与抗噪难题, 为车辆轴箱轴承在复杂工况下的健康监测提供了高效、可靠的技术方案。

关键词 轴承故障诊断; 动态路径规划; 代价函数; 脊线提取; 时变转速

中图分类号 TH113.3

引言

机车车辆轴箱轴承在时变转速下运行, 车辆加减速频繁, 强烈振动冲击和复杂载荷使其易发生故障^[1]。因此, 需要及时高效地监测轴箱轴承的健康状况。

阶次跟踪是解决变转速问题最为有效的方法之一, 分为硬件阶次跟踪和计算阶次跟踪。硬件阶次跟踪方法需要可调模拟滤波器和模数转化器等硬件支持, 增加了系统的复杂性及成本。计算阶次跟踪方法利用转速测量装置获取车轮的转速, 以实现振动信号的重采样。然而, 信号在重采样过程中插值误差和计算复杂度较高等缺点, 导致该方法的应用受到了限制^[2]。

无转速计阶次跟踪^[3]以时频分析为核心。时频分析可以将一维振动信息扩展到三维空间, 同时显示时间-频率-幅值信息。为了获得清晰的时频表示 (time-frequency representation, 简称 TFR), 大量的时频分析方法被提出, 包括短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, 简称 STFT)^[4]、小波变换 (wavelet transform, 简称 WT)^[5]、同步压缩变换

(synchro squeezing transform, 简称 SST)^[6]、可调 Q 小波变换 (variable-Q wavelet transform, 简称 VQWT)^[7]、经验模态分解及其衍生算法^[8-10]等。对于给定的轴承故障信号, 在处理清晰的 TFR 时, 时变转速特征和轴承故障特征在图上表现为明亮的曲线, 称为“脊线”。通过从 TFR 中提取瞬时轴转频率 (instantaneous shaft rotational frequency, 简称 ISRF) 和轴承瞬时故障特征频率 (instantaneous fault characteristic frequency, 简称 IFCF) 及其谐波, 可以在没有转速计进行信号重采样的情况下实现轴承健康状况评估^[11-13]。

近年来, 大量的脊线提取方法用于信号分析领域, 主要包括峰值搜索法^[14]、代价函数法^[15]和动态路径规划法^[16-19]。峰值搜索法虽然可以快速提取脊线, 但在实际强噪声环境中, 时频脊线容易跳变到噪声点上, 忽略了脊的平滑性。代价函数法虽然考虑了提取脊线的连续性, 但其主要缺点是一旦在某一时刻提取到错误的点, 就可能提取不到理想的目标脊, 且不合理的搜索区域易使算法提取到不正确的目标脊。动态路径规划法结合了峰值搜索法和代价

* 国家自然科学基金资助项目 (52388102); 四川省自然科学基金重点资助项目 (2024NSFSC0019)

收稿日期: 2024-06-19; 修回日期: 2024-07-17

函数法的优点,既考虑了提取脊线的平滑性,也保证即使在某个时刻提取到错误的点,也不会影响整体的脊线。韩佳霖等^[20]提出了一种基于改进成本函数的动态路径规划方法来提取脊线。Huang等^[21]提出了一种基于快速路径优化方法,从TFR全局中提取多条时频曲线,该算法对脊线的提取更为准确,但需要预先设置权重因子,不利于实际应用。

笔者提出了一种基于自适应代价函数及变带宽可迭代脊线提取(adaptive cost function and variable bandwidth iterative ridge extraction,简称APFVBIRE)方法对轴承进行故障诊断。该方法在动态路径规划的基础上,引入自适应带宽搜索方法和惩罚因子可调的代价函数,通过多次迭代的方式提取目标脊线。

1 动态路径规划基本理论

动态路径规划是一种综合考虑时频面上所有峰值点的脊线提取方法,能够计算局部最大值及其对应的频率,确定每个极值点与前后极值点之间所有可能的局部最优路径,并根据累积代价函数从这些路径中选择全局最优路径。具体步骤如下。

1) 状态定义。将时频面上的每一个候选峰值点视为一个状态,状态之间的转移表示路径的延伸。

2) 构造状态转移方程。根据代价函数 $F[\cdot]$ 的计算结果,定义状态转移方程为

$$\text{cost}(\tau_n) = F[\tau_n, A_m(\tau_n), p_m(\tau_n), p_m(\tau_{n-1}), \lambda] \quad (1)$$

其中: $p_m(\tau_n)$ 和 $A_m(\tau_n)$ 分别为 τ_n 时刻TFR上第 m 个峰值点的瞬时频率和幅值; λ 为惩罚因子。

3) 动态规划求解。使用动态规划算法,从起始点开始,逐步计算每一个时刻的状态值,直到终点为止,得到最优路径的代价值矩阵,即

$$\begin{cases} q(m, \tau_n) = \underset{l}{\operatorname{argmax}} \{ \text{cost}(\tau_n) + V(l, \tau_n) \} \\ V(m, \tau_n) = \text{cost}(\tau_n) + V(q(m, \tau_n), \tau_{n-1}) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $l=1, 2, \dots, N_p(\tau_{n-1})$; $m=1, 2, \dots, N_p(\tau_n)$; $q(m, \tau_n)$ 为两时刻路径点之间的索引关系; $V(m, \tau_n)$ 为沿时间轴计算的累计代价和; N_p 为候选峰值点数量。

4) 路径回溯。通过回溯最优路径的代价值矩阵,得到从起始点到终点的最优路径。回溯的具体方法是从终点时刻开始,沿着最大代价值的方向逆向回溯,直到回溯到起始时刻为止,即

$$\begin{cases} \tilde{p}_{m_c}(\tau_{n-1}) = p_{q(\text{index}(\tau_n), \tau_{n-1})}(\tau_{n-1}) \\ \text{index}(\tau_n) = q\left(\underset{m}{\operatorname{argmax}}(V(m, \tau_n)), \tau_n\right) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\tilde{p}_{m_c}$ 为提取的频率曲线; p 为TFR上由峰值点的频率组成的向量;index为路径回溯选取的索引。

通过上述动态路径规划方法,可以有效寻找到时频面上的最优路径,从而实现对脊线的定位和提取。

2 APFVBIRE方法介绍

2.1 构建改进代价函数

代价函数通常由峰值点的能量、峰值点之间的频率跳变量和惩罚因子等组成。过大的惩罚因子会让代价函数退化为峰值搜索法,过小的惩罚因子又不能兼顾曲线的平滑性。因此,笔者提出一种根据频率跳变以及搜索频带自适应的代价函数,即

$$F[\cdot] = \ln(A_{m(\tau_n)}(\tau_n)^2) - g[\cdot] \quad (4)$$

$g[\cdot] =$

$$\exp\left(\frac{p_{m_s}(\tau_n) - p_l(\tau_{n-1}) - \text{med}(\Delta p)}{\max(\Delta p) - \min(\Delta p) - \text{IQR}(\Delta p)} \frac{\text{FB}(\tau_n)}{\text{IQR}(\text{FB})}\right) \quad (5)$$

其中: $p_l(\tau_{n-1})$ 为 (τ_{n-1}) 时刻的峰值序列; Δp 为参考脊线元素之间的差分;FB为脊线搜索范围;IQR为四分位距。

笔者提出的代价函数由2部分组成:①在峰值搜索法的基础上,对峰值点的幅值进行缩放;②作为惩罚因子用来限制前后时刻峰值点间的频率跳变。这两者结合使在时间轴上连续的脊线拥有更大的代价值,避免受到峰值点中个别离散噪声点的影响。

综上所述,该代价函数能较好地选择时频面上的有效峰值点,既不会使算法退化为峰值搜索法,也不会对频率跳变有过大的约束。

2.2 自适应脊线频带搜索方法

笔者提出的自适应脊线频带搜索方法从信号的时频图像出发,根据信号在TFR上的亮度变化自适应选择搜索频带,即对于任意时刻,APFVBIRE仅计算搜索频带区域内所有局部峰值点的累积代价和,而将频带外的点隔离开。

APFVBIRE搜索频带的上下界分别为

$$p_{up}(\tau_n)=f$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} f > f_i > p_{m_i}(\tau_n) \\ \partial X(\tau_n, f) / \partial f = 0 \\ \partial^2 X(\tau_n, f) / \partial f^2 > 0 \\ X(\tau_n, f) < X(\tau_n, f_i) < X(\tau_n, p_{m_i}(\tau_n)) \end{cases} \quad (6)$$

$$p_{low}(\tau_n)=f$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} f < f_i < p_{m_i}(\tau_n) \\ \partial X(\tau_n, f) / \partial f = 0 \\ \partial^2 X(\tau_n, f) / \partial f^2 > 0 \\ X(\tau_n, f) < X(\tau_n, f_i) < X(\tau_n, p_{m_i}(\tau_n)) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $X(\tau_n, f_j)$ 为 TFR 的幅值; $f_j (j=1, 2, \dots, N_f)$ 为频率变量; N_f 为 TFR 在频率轴上的长度; $p_{up}(\tau_n)$ 和 $p_{low}(\tau_n)$ 分别为搜索频带上下边界在 τ_n 时刻的瞬时频率; $p_{m_i}(\tau_n)$ 为在 τ_n 时刻提取的参考脊线; f_i 为 TFR 介于边界与参考脊线间的频率。

搜索的频带宽度为

$$FB(\tau_n) = p_{up}(\tau_n) - p_{low}(\tau_n) \quad (8)$$

由式(6)~(8)可知,该频带可完全覆盖所需提取的时频曲线,且具有显著频率跳变的候选对象不容易被选中,因为其累计代价函数值更低。

2.3 APFVBIRE 方法及其诊断策略

信号的 TFR 存在多条脊线,这些脊线为 ISRF 和 IFCF 及其倍频,需要提取多条曲线才能满足故障诊断的要求。因此,APFVBIRE 采用迭代的方式在 TFR 上进行多脊线提取来进行故障诊断。

无论是在恒速还是变速条件下,都可以根据故障特征阶次(fault characteristic order,简称 FCO)识别轴承故障。FCO 被定义为故障特征频率(fault characteristic frequency,简称 FCF)与轴旋转频率 f_r 的比值,表达式为

$$FCO = FCF / f_r \quad (9)$$

其中:FCO 完全由轴承结构参数决定。

对于时变转速情况,IFCF 与 ISRF 保持相同的比率。如果提取的脊线覆盖了 IFCF 及其谐波和 ISRF,则将提取的脊线与 ISRF 的平均比值 R 与 FCO 匹配,即可检测和诊断故障。

ISRF 的选择以及平均比值 R 的计算公式分别为

$$ISRF = \min_{k=1,2,\dots,M} (f_{c_k}(\tau_n)) \quad (10)$$

$$R = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{f_{c_k}(\tau_n)}{ISRF} \quad (11)$$

其中: $f_{c_k}(\tau_n)$ 为提取的脊线; M 为提取脊线的数量。

综上,基于 APFVBIRE 的诊断策略流程如图 1 所示。

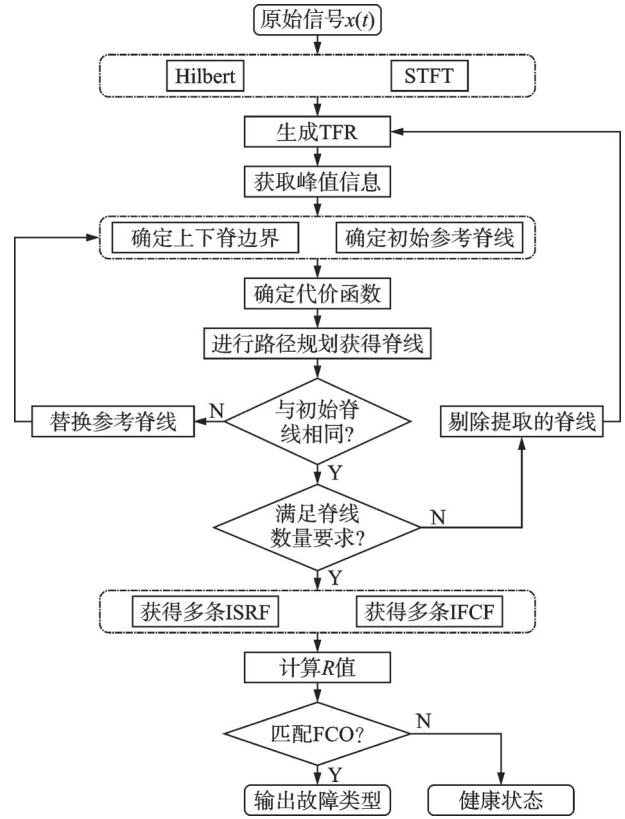


图 1 基于 APFVBIRE 的诊断策略流程

Fig.1 APFVBIRE-based diagnostic strategy

3 仿真验证

为了验证 APFVBIRE 方法的准确性,通过对车轮轴承的振动模型生成数值模拟信号进行脊线提取,并与文献[17]提出的动态自适应脊线提取(automated and adaptive ridge extraction,简称 AARE)方法和文献[21]提出的多源时频曲线提取(multiple time-frequency curve extraction,简称 MTFCE)方法进行对比。振动模拟信号由轴承故障引起的响应、转频引起的响应和随机噪声 3 部分组成^[22]。

$$x(t) = x_{\text{fault}}(t) + x_r(t) + n(t) \quad (12)$$

轴承故障的模拟信号表达式为

$$x_{\text{fault}}(t) = \sum_{m=1}^{\text{Num}} L_m e^{-\beta(t-t_m)} \sin(2\pi\omega_r(t-t_m)) \mu(t-t_m) \quad (13)$$

其中: L_m 为第 m 个脉冲的振幅; ω_r 为共振频率; Num 为脉冲响应的数量; β 为结构阻尼系数; $\mu(t)$ 为阶跃函数; t_m 为第 m 次冲击发生的时间。

L_m 的表达式为

$$L_m = \frac{1}{\sqrt{(1 + \alpha \cos(2\pi f_r(t) + \varphi_f))^2 + A_o^2(\beta^2 - \omega_r^2)^2 + 4A_o^2\beta^2\omega_r^2}} \quad (14)$$

其中: A_o 为由轴承故障引起脉冲响应的幅值; α 为常

数,当 α 为0时,振动模拟信号表征为外圈故障信号;当 α 不为0时,表征内圈故障信号; φ_f 为信号的初始相位。

转频响应的表达式为

$$x_r(t) = \sum_{i=1}^K L \sin(2\pi i f_r(t) + \varphi_h) \quad (15)$$

其中: K 为转频响应的谐波数; L 为响应振幅; φ_h 为转频信号的初始相位。

笔者分别模拟轴承外圈故障和内圈故障的信号,设 $f_r(t) = 0.5t^2 + t + 20$,采样频率为20 kHz,时间为5 s,ISRF从20 Hz增加到37.5 Hz。为验证该方法的抗干扰性,分别添加信噪比(signal to noise ratio,简称SNR)为-3、-5和-7的高斯白噪声。对于仿真信号参数, $A_0 = 3 \times 10^{-7}$ m, $\beta = 1500$, $\omega_r = 1500$ Hz, α_{outer} 与 α_{inner} 分别为外圈和内圈模拟

信号的 α 值。 $\alpha_{\text{outer}} = 0$, $\alpha_{\text{inner}} = 0.95$, $\varphi_f = 0$, $L = [0.75, 0.5]$, $K = 2$, $\varphi_h = 0$,外圈故障特征阶次 $\text{FCO}_{\text{outer}} = 4.5$,内圈故障特征阶次 $\text{FCO}_{\text{inner}} = 6.35$ 。

图2为外圈故障时不同噪声下的波形。外圈故障时3种方法在不同噪声下提取脊线对比如图3所示。可见,在外圈故障仿真中,3种方法在低噪声环境下均能有效提取时频脊线。然而,随着噪声水平的增加,AARE和MTFCE方法的性能开始下降。具体而言,AARE方法在0~0.5 s内提取频率跳变更大的高频脊线,而MTFCE方法在4.6~5 s内提取频率跳变较小的脊线,导致无法准确提取目标脊线。相比之下,APFVBIRE方法在高噪声环境下依然能够稳定提取正确的脊线,这得益于其自适应代价函数和动态路径规划的设计,能够在噪声干扰中保持较高的提取精度。

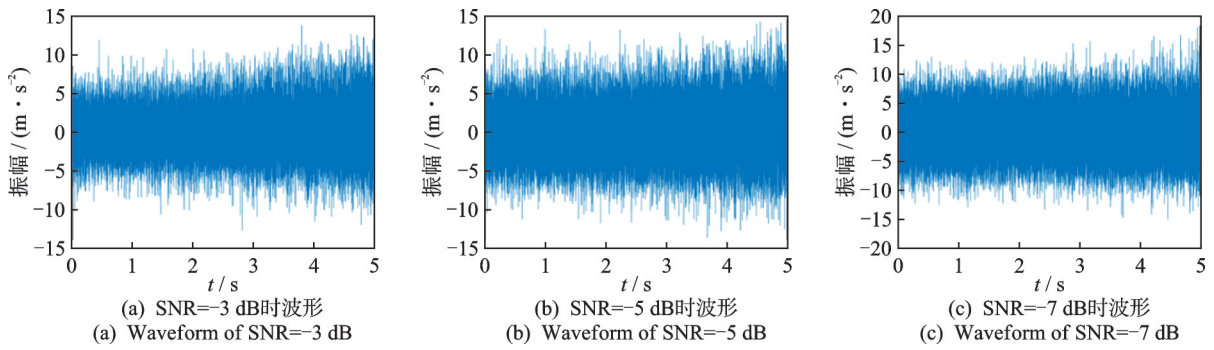


图2 外圈故障时不同噪声下的波形

Fig.2 Waveform under different noise levels for outer-race defect

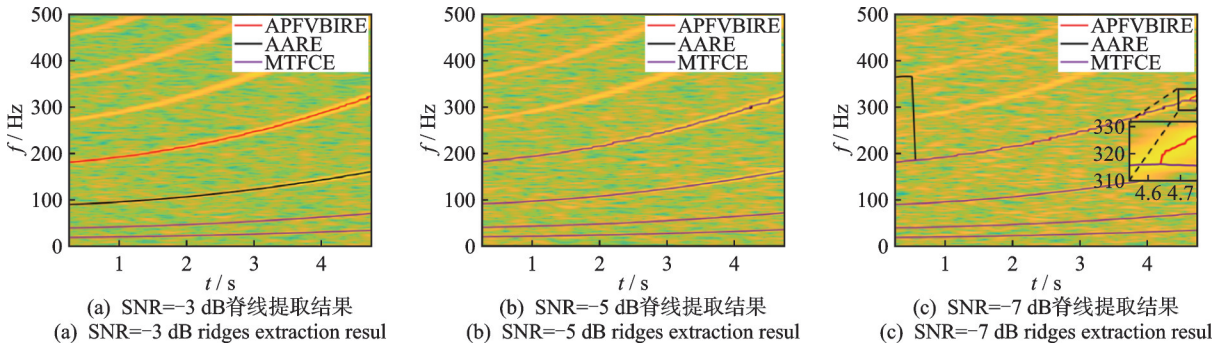


图3 外圈故障时3种方法在不同噪声下提取脊线对比

Fig.3 Comparison of ridge extraction by 3 methods under different noise levels for outer-race defect

内圈故障时不同噪声下的波形如图4所示。图5为内圈故障时3种方法在不同噪声下提取脊线对比。可见,在内圈故障的仿真中,APFVBIRE方法同样表现出了优越的抗噪性能和提取精度。在低噪声环境下,3种方法均能提取出目标脊线,但随着噪声水平的增加,AARE方法在提取IFCF时误差显著增加,特别是在高噪声环境中提取的脊线频率跳变较大。MTFCE方法在提取ISRF和IFCF表现较

好,但在提取谐波成分时,受噪声影响较大,误差增大。APFVBIRE方法在不同噪声水平下均能准确提取目标脊线,显著优于其他2种方法。这表明APFVBIRE方法在复杂噪声环境中仍能保持稳定的提取性能,适用于实际工业应用。

综上所述,笔者提出的APFVBIRE方法在仿真信号上展现出了卓越的特征脊线检测能力。通过与AARE和MTFCE方法的对比分析可以看出,AP-

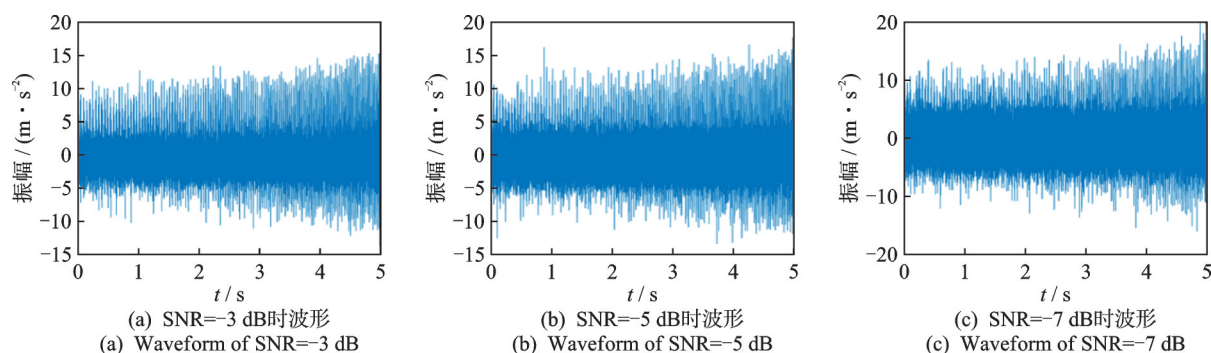


图4 内圈故障时不同噪声下的波形

Fig.4 Waveform under different noise levels for inner-race defect

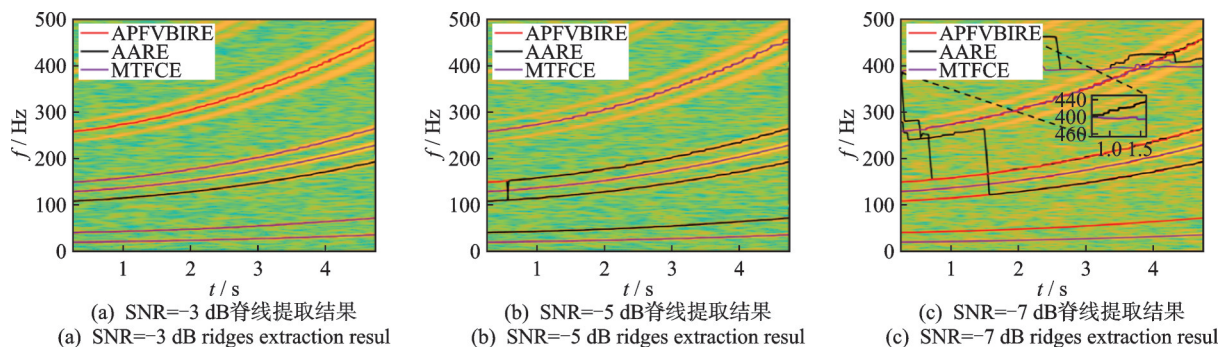


图5 内圈故障时3种方法在不同噪声下提取脊线对比

Fig.5 Comparison of ridge extraction by 3 methods under different noise levels for inner-race defect

FVBIRE方法在各种噪声环境下均能准确提取外圈和内圈故障的时频脊线,且误差显著低于其他方法,特别是在高噪声条件下依然保持较高的准确性。该结果证明了APFVBIRE方法在变转速工况下无需重采样,在转速计的滚动轴承故障诊断中具备较高的应用潜力和可靠性,能够有效提升实际工业环境中轴承故障检测的准确性和鲁棒性。

4 试验验证

为了进一步验证所出方法在实际未知时变转速条件下轴承故障诊断的有效性,搭建如图6所示的轴承试验台进行台架试验。试验台由电机、加载装置、轮对、轴箱和齿轮箱组成。在轴箱上放置3个振

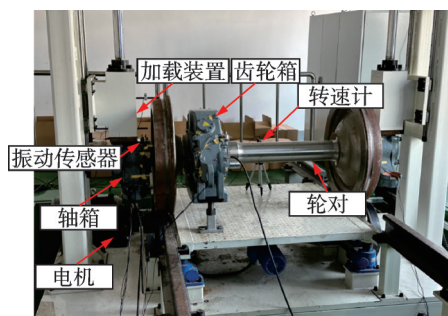


图6 轴承试验台

Fig.6 Bearing test bench

动传感器来采集轴承振动信号。电机变速运行,左边分别安装外圈故障轴承和内圈故障轴承以便进行单独试验,该轴承外圈故障阶次 $FCO_{outer}=6.66$,内圈故障阶次 $FCO_{inner}=9.32$,右侧安装健康轴承。在正对车轴处放置一个转速仪进行转速采集,以验证本研究方法提取ISRF和IFCF的准确性。

4.1 轴承内圈故障检测

在内圈故障轴承上进行试验,工作转速由4.26 Hz增大到6.72 Hz,然后减小到3.34 Hz。信号采样频率为10 kHz,采样时间为130 s。内圈故障脊线提取如图7所示。由7(a)可见,随着车轴转速的变化,信号幅值先变大后变小。将APFVBIRE、AARE和MTFCE方法用于TFR,得到9条曲线如图7(b)所示。将APFVBIRE方法用于TFR,计算各曲线与最低频率曲线的平均比值 R 分别为1、1.994 2、7.351 5、8.345 8、9.348 7、10.345 1、17.693 8、18.696 2和19.690 2。其中:9.348 7与 FCO_{inner} (9.32)匹配,相对误差为0.3%;18.696 2匹配 $2FCO_{inner}$,相对误差为0.3%;其他曲线分别匹配 FCO_{inner} 的边带或 $2FCO_{inner}$ 的边带。提取的最低频率曲线为ISRF,平均比值为1.994 2的曲线对应2ISRF,平均比值为9.348 7的曲线对应IFCF。从图7(c)可以看出,提

取的 ISRF 和提取的 IFCF 分别与测量的 ISRF 和计算的 IFCF 一致。ISRF 和 IFCF 的相对误差分别为 0.14% 和 0.47%。

内圈故障下 3 种方法提取脊线误差如表 1 所示。结合图 7(b)可知,对于 ISRF,3 种方法均有良好的提取效果,APFVBIRE 和 MTFCE 能精确提取出 ISRF 的二次谐波,而 AARE 在其时间轴末端存在较小误差。同理,APFVBIRE 能较好地提取出

IFCF 及其二次谐波,MTFCE 能提取出 IFCF 曲线及边带,而其他脊线均存在频率跳变较大且偏离原有趋势的情况,说明 MTFCE 的路径避开了脊线紧密的区域,朝着稀疏区域寻优。AARE 能准确提取出 IFCF 曲线及相邻边带,第 2 个边带偏离到干扰较大的低频部分,但其二次谐波提取的偏离程度小于 MTFCE,说明 AARE 代价函数在寻优过程中对能量集中部分更感兴趣。

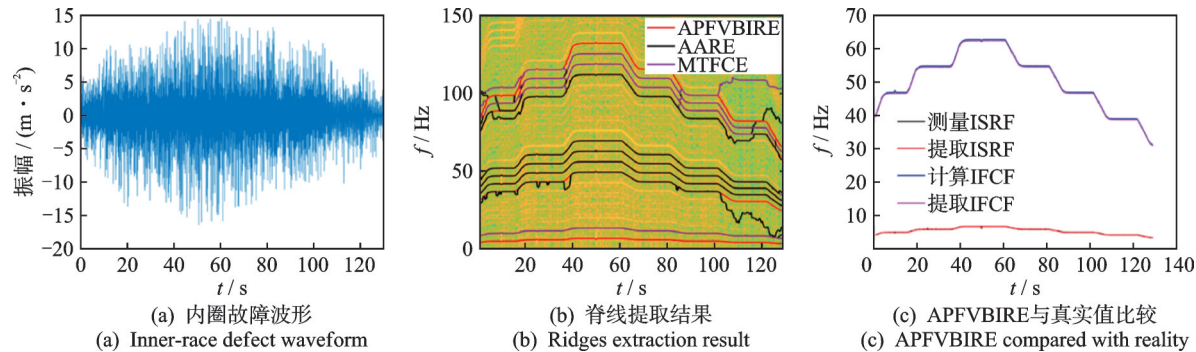


图 7 内圈故障脊线提取

Fig.7 Ridges extracted by different methods under inner-race defect

表 1 内圈故障下 3 种方法提取脊线误差

Tab.1 Errors of ridge extraction by 3 methods for inner-race defect

方法	ISRF	IFCF	平均误差
APFVBIRE	0.14	0.47	0.42
MTFCE	0.14	1.74	1.06
AARE	0.20	3.15	2.24

表 2 内圈故障下 3 种方法提取脊线时间

Tab.2 Efficiency of ridge extraction by 3 method for inner-race defect

方法	t
APFVBIRE	2.07
MTFCE	2.14
AARE	4.25

表 2 为内圈故障下 3 种方法提取脊线时间。APFVBIRE 方法在提取 ISRF 和 IFCF 方面表现最佳,其平均误差为 0.42%,显著低于 MTCFE 和 AARE 方法。同时,APFVBIRE 方法提取脊线时间为 2.07 s,略快于 MTFCE 的 2.14 s,显著快于 AARE 的 4.25 s。这表明 APFVBIRE 方法不仅在精度上优于其他方法,在计算效率上也具有明显优势。

4.2 轴承外圈故障检测

轴承外圈故障试验的工作转速由 6.06 Hz 增大到 8.06 Hz,然后减小到 4.84 Hz。信号采样频率为 20 kHz,采样时间为 85 s。外圈故障脊线提取如图 8 所示。将 APFVBIRE、AARE 和 MTFCE 方法用于 TFR,得到 3 条曲线如图 8(b)所示。

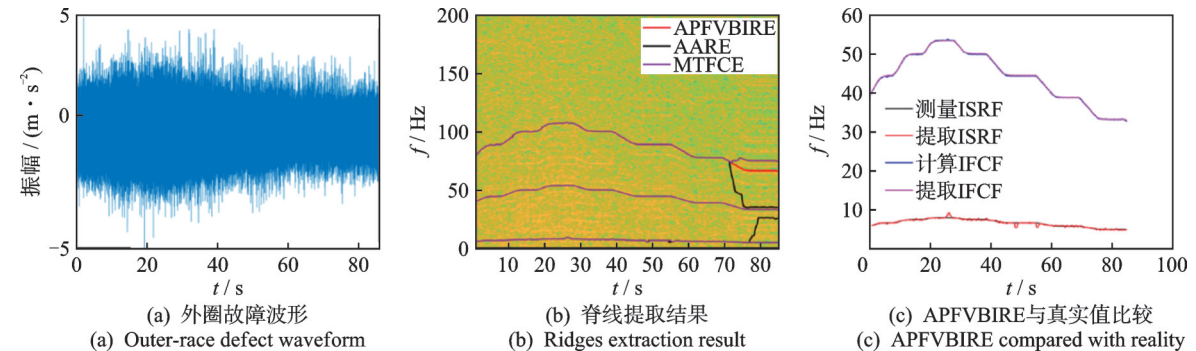


图 8 外圈故障脊线提取

Fig.8 Ridges extracted by different methods under outer-race defect

将 APFVBIRE 方法用于 TFR,计算出各曲线的 R 值分别为 1、6.671 3 和 13.338 3。其中:6.671 3 与 $\text{FCO}_{\text{outer}}$ 匹配,相对误差为 1.7%;13.338 3 匹配 $2\text{FCO}_{\text{outer}}$,相对误差为 0.27%。提取的最低频率曲线为 ISRF,平均比为 6.671 3 的曲线为 IFCF。因此,可以诊断出该轴承存在外圈故障。

外圈故障下 3 种方法提取脊线的误差如表 3 所示。结合图 8(b)可以看出:APFVBIRE 均能准确提取出 TFR 上的 3 条脊线;MTFCE 可以较好地提取出 ISRF 与 IFCF,但在提取 IFCF 的二次谐波时,由于背景噪声较强,提取的曲线在后半段选择了频率跳变更小的错误路径;AARE 比其他 2 种方法性能更差,只能准确提取出 IFCF,其他 2 条曲线在后半部分更倾向于选择能量大的 IFCF 附近区域。从图 8(c)可看出,提取的 IFCF 分别与计算的 IFCF 曲线基本重合,提取的 ISRF 与测量的 ISRF 也基本一致。ISRF 和 IFCF 的相对误差分别为 0.31% 和 0.15%。

表 3 外圈故障下 3 种方法提取脊线的误差			
Tab.3 Errors of ridge extraction by 3 methods for outer-race defect			
方法	ISRF	IFCF	平均误差
APFVBIRE	0.31	0.15	0.20
MTFCE	0.31	0.67	0.55
AARE	25.06	2.73	10.17

表 4 为外圈故障下 3 种方法提取脊线时间。由表 3 可知,APFVBIRE 方法表现最佳,其平均误差为 0.20%,显著低于 MTCFE 和 AARE 方法。特别是在提取 ISRF 时,APFVBIRE 和 MTFCE 的误差相当,但在提取 IFCF 时,APFVBIRE 的误差显著低于其他 2 种方法,表现出其在复杂噪声环境中的优越性能,且提取脊线时间为 1.21 s,快于其他方法,这进一步证明了所提出方法在计算效率上的优势。

表 4 外圈故障下 3 种方法提取脊线时间	
Tab.4 Efficiency of ridge extraction by 3 method for outer-race defect	
方法	t
APFVBIRE	1.21
MTFCE	1.26
AARE	3.11

5 结 论

1) APFVBIRE 方法采用全局搜索的方式寻找

脊边界,在脊边界区域内提取脊线,缩小了脊线提取的范围与难度,避免路径规划倾向于能量更高的边界外部而导致破坏脊线的平滑性。

2) 笔者构造了一个新的代价函数,考虑了时频曲线的幅值、频率以及脊边界的频率,能较好地保证脊线光滑,抑制频率不合理的巨大跳变。

3) 采用模拟信号与实测信号的验证结果表明,该方法比 MTCFE 和 AARE 在脊线提取检测轴承故障方面具有更高的精度,可以有效用于无转速计时变转速条件下的轴承故障诊断。

4) 由于脊线提取结果同样依赖于 TFR 分辨率,较高的 TFR 分辨率会导致算法计算成本的增加,因此需要合理平衡两者的关系。对于 TFR 干扰严重的情况,可先对信号进行滤波处理,再变换为 TFR 进行后续操作。

参 考 文 献

[1] ZHAO X J, QIN Y, HE C B, et al. Intelligent fault identification for rolling element bearings in impulsive noise environments based on cyclic correntropy spectra and LSSVM[J]. IEEE Access, 2020, 8: 40925-40938.

[2] 林京,赵明.变转速下机械设备动态信号分析方法的回顾与展望[J].中国科学(技术科学),2015,45(7):669-686.
LIN Jing, ZHAO Ming. Dynamic signal analysis for speed-varying machinery: a review[J]. Scientia Sinica Technologica, 2015, 45(7): 669-686. (in Chinese)

[3] 陈鹏.基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法综述[J].轴承,2022(6):1-6.
CHEN Peng. Review on fault diagnosis methods for rolling bearings based on vibration signals[J]. Bearing, 2022(6): 1-6. (in Chinese)

[4] LONG J B, WANG H B, FAN H S, et al. Applications of improved linear chirplet time frequency representation to machine bearing fault analysis[J]. Measurement, 2023, 209: 112460.

[5] LI L, YU X R, JIANG Q T, et al. Synchro squeezing transform meets α -stable distribution: an adaptive fractional lower-order SST for instantaneous frequency estimation and non-stationary signal recovery[J]. Signal Processing, 2022, 201:108683.

[6] PAL H S, KUMAR A, VISHWAKARMA A, et al. Electrocardiogram signal compression using adaptive tunable-Q wavelet transform and modified dead-zone quantizer[J]. ISA Transactions, 2023, 142: 335-346.

[7] ZHENG J D, PAN H Y. Mean-optimized mode decomposition: an improved EMD approach for non-

- stationary signal processing[J]. ISA Transactions, 2020, 106: 392-401.
- [8] LI H, WU X, LIU T, et al. Composite fault diagnosis for rolling bearing based on parameter-optimized VMD[J]. Measurement, 2022, 201: 111637.
- [9] 姜战伟, 郑近德, 潘海洋, 等. POVMD与包络阶次谱的变工况滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 609-616.
- JIANG Zhanwei, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis under variable conditions based on parameter optimized variational mode decomposition and envelope order spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 609-616. (in Chinese)
- [10] WANG T Y, CHU F L. Bearing fault diagnosis under time-varying rotational speed via the fault characteristic order (FCO) index based demodulation and the stepwise resampling in the fault phase angle (FPA) domain[J]. ISA Transactions, 2019, 94: 391-400.
- [11] WANG Y, TSE W P, TANG B P, et al. Order spectrogram visualization for rolling bearing fault detection under speed variation conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 580-596.
- [12] CHEN S Q, DU M G, PENG Z K, et al. High-accuracy fault feature extraction for rolling bearings under time-varying speed conditions using an iterative envelope-tracking filter[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 448: 211-229.
- [13] YAN C, LIN J, LIANG K X, et al. Tachless skidding evaluation and fault feature enhancement base on a two-step speed estimation method for rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108017.
- [14] 龚思琪, 李舜酩, 庾天翼. 转轴转速波动信号的时频脊线提取方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(1): 154-160.
- GONG Siqi, LI Shunming, YU Tianyi. Research on time-frequency ridge extraction method of rotating speed fluctuation signal[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(1): 154-160. (in Chinese)
- [15] DOU C H, LIN J S. Ridge extraction based on adaptive variable-bandwidth cost functions by edge detection of time frequency images[J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(5): 055402.
- [16] LI Y F, YANG Y C, CHEN Y J, et al. Iterative characteristic ridge extraction for bearing fault detection under variable rotational speed conditions[J]. ISA Transactions, 2021, 119: 172-183.
- [17] LI Y F, YANG Y C, FENG K, et al. Automated and adaptive ridge extraction for rotating machinery fault detection[J]. IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(5): 2565-2575.
- [18] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Extraction of instantaneous frequencies from ridges in time-frequency representations of signals[J]. Signal Processing, 2016, 125: 290-303.
- [19] LI Y F, ZHANG X, CHEN Z G, et al. Time-frequency ridge estimation: an effective tool for gear and bearing fault diagnosis at time-varying speeds[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110108.
- [20] 韩佳霖, 高宏力, 郭亮, 等. 无转速阶次跟踪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(1): 220-228.
- HAN Jialin, GAO Hongli, GUO Liang, et al. Bearing fault diagnosis method based on order tracking without rotational speed[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(1): 220-228. (in Chinese)
- [21] HUANG H, NATALIE B, MING L. Bearing fault diagnosis under unknown time-varying rotational speed conditions via multiple time-frequency curve extraction[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 414: 43-60.
- [22] DING J M. A double impulsiveness measurement indices-bilaterally driven empirical wavelet transform and its application to wheelset-bearing-system compound fault detection[J]. Measurement, 2021, 175: 109135.



第一作者简介:王星童,男,1999年11月生,硕士生。主要研究方向为设备智能化健康管理与故障诊断技术。

E-mail: 519345466@qq.com

通信作者简介:丁建明,男,1981年8月生,博士、副研究员。主要研究方向为车辆健康监测与管理、动态信号处理和机器学习方法。

E-mail: fdingjianming@126.com