

基于改进EWT算法的农机设备滚动轴承故障诊断

卢云飞¹ 余泳昌² 王煜¹ 湛涛¹

(1 河南农业职业学院机电工程系, 郑州 451450)

(2 河南农业大学机电工程学院, 郑州 451450)

摘要:【目的】针对农机设备滚动轴承低速重载工况下振动信号频带划分易受低频背景能量干扰、故障诊断精度与稳定性下降的问题,提出一种谱平滑与低频能量增强协同优化的改进经验小波变换(Smoothed Energy-Weighted Empirical Wavelet Transform, SEW-EWT)算法。【方法】首先,对原始信号进行傅里叶变换获取幅值谱,采用高斯核卷积平滑抑制高频随机尖峰,基于平滑谱局部极值初定频带边界,引入能量比例阈值剔除低能量伪分段,提升频带划分稳定性;其次,在保持滤波器组能量守恒前提下,构造低频加权增强函数,对低频区间赋予更高权重,强化弱冲击特征的模态能量占比,实现关键分量自适应纯化;然后,选取有效模态进行希尔伯特变换并提取包络谱特征,为故障状态判别提供输入;最后,基于包含4种运行状态的滚动轴承试验数据集验证算法诊断性能。【结果】结果表明,SEW-EWT的精确率、召回率与F1-score分别达97.2%、97.8%和97.5%,较传统EWT提升约3.8%;误差均方值稳定在0.03左右,较基线方法下降约30%;识别准确率均值达97.75%,标准差降至0.58%,较EWT降低约66.3%;与主流诊断方法相比,整体准确率高出3.25~8.0个百分点,各类故障识别表现均衡。该算法可提升低速工况下轴承故障特征可辨识性与诊断一致性,为农机设备滚动轴承状态监测提供参考。

关键词: 农机设备;滚动轴承;经验小波变换;低速振动信号;特征提取;故障诊断

中图分类号: TH133.33 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.XXXX.XX.001

0 引言

滚动轴承是农机设备传动系统的核心部件之一,其运行状态直接影响作业效率与可靠性。在田间作业场景中,轴承常处于低速、重载、高湿、多尘等恶劣工况,故障发生率显著高于一般工业环境。据统计,农机装备中约30%的旋转机械故障源于滚动轴承损伤,而低速重载条件会进一步加剧接触表面的疲劳剥落、磨损与冲击,若未能及时诊断,极易引发链式破坏甚至整机停机,造成重大经济损失^[1-2]。因此,面向农机设备的滚动轴承故障诊断研究具有重要的工程价值。

针对非平稳振动信号分解问题,黎会鹏等^[3]在机械振动信号分析中提出自适应变分模态分析方法,通过改进变分模态分解框架提升分解稳定性。李占龙等^[4]提出基于变分模态分解-Teager算子的非平稳振

动时频特性分析方法,利用Teager能量算子增强瞬态冲击信息表征能力。苏泓臣等^[5]提出的经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)通过自适应频谱分割构造滤波器组,在理论可解释性与计算效率方面具有优势,并在轴承故障诊断中取得良好效果。然而,当信号中低频背景能量显著占优或谱线密集时,EWT的频带边界识别易受局部极值波动干扰,导致频带划分失稳与有效冲击分量误分,进而降低模态纯度与特征可分性^[6-7]。对此,部分学者尝试通过谱平滑与能量重构策略提升EWT的分割稳定性,如利用谱重构抑制虚假峰值干扰^[8],或采用能量准则对频段进行再分配以增强故障频带独立性^[9]。但是,这些改进多聚焦于单一环节的局部优化,未能系统解决低频背景能量主导下频带边界漂移与弱冲击特征稀释之间的耦合问题。与此同时,图神经网络等

收稿日期: 2026-04-07 修回日期: 2026-06-15

基金项目: 河南省科技攻关项目(232102110263); 河南农业职业学院校企研发专项(SERSC2025TD05)

作者简介: 卢云飞,男,1983年生,河南洛阳人,硕士,讲师; 主要研究方向为农业装备智能化、轴承故障诊断; lu_yyff@sina.com。

余泳昌(通信作者),男,1965年生,河南新郑人,博士,教授; 主要研究方向为农业机械化及农业装备智能化、轴承故障诊断; yilushun168168@126.com。

引用格式: 卢云飞,余泳昌,王煜,等.基于改进EWT算法的农机设备滚动轴承故障诊断[J].机械传动,XXXX,XX(X):1-9.

LU Yunfei, U Yongchang, WANG Yu, et al. Rolling bearing fault diagnosis of agricultural machinery equipment based on the improved EWT algorithm[J]. Journal of Mechanical Transmission, XXXX, XX(X): 1-9.



免费获取

深度模型被引入机械故障诊断领域。谢俊文等^[10]在变转速与极低标签率条件下构建图注意力网络；Xiao等^[11]构建了基于图神经网络的轴承故障检测模型。但此类方法的性能对超参数配置高度敏感，且缺乏与信号分解环节的协同设计^[12]，难以从根本上提升EWT在低速重载工况下的模态分解稳定性。

针对上述方法的不足，提出一种谱平滑与低频能量增强协同优化的改进经验小波变换(Smoothed Energy-Weighted Empirical Wavelet Transform, SEW-EWT)算法。与已有研究相比，该算法核心贡献在于：(1)频带结构稳定性增强机制——在频域引入高斯核谱平滑与能量比例阈值联合优化策略，通过抑制随机噪声尖峰并剔除低能量伪分段，从源头上解决了EWT频带划分失稳问题，区别于单一平滑或能量重构的思路；(2)低频弱冲击特征定向强化策略——在保持滤波器组能量守恒的前提下，首次构造低频加

权增强函数，对故障敏感频带赋予更高权重，直接应对低速工况下冲击能量被背景噪声稀释的难题，这与依赖深度模型黑箱学习的路径有本质不同。通过上述协同优化，SEW-EWT算法无需复杂网络结构即可实现对低频冲击特征的高效捕捉，为农机设备滚动轴承故障诊断提供了高鲁棒性的信号分解新范式。

1 基于自适应频带优化的改进 EWT 故障特征提取算法

1.1 EWT 算法

EWT是基于信号频谱自适应划分的算法，通过在频域内构造与谱结构匹配的滤波函数，实现非平稳信号的多模态分解。针对农机设备滚动轴承振动信号低频故障特征显著、宽带扰动叠加的频谱特性，图1为EWT算法计算流程示意图。

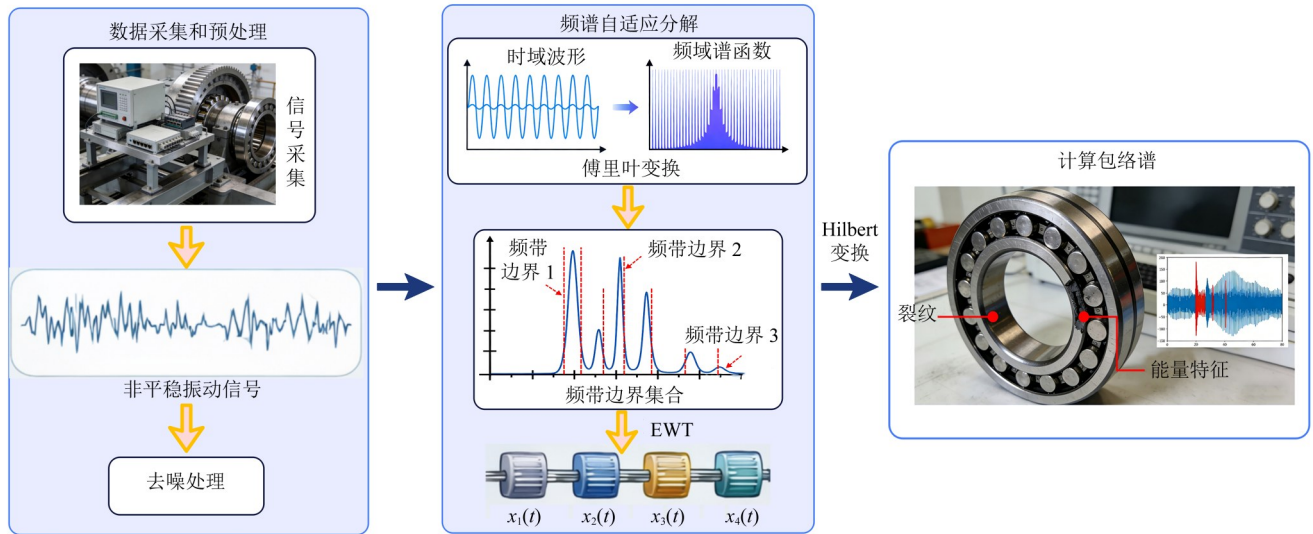


图1 EWT算法计算流程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the EWT algorithm calculation process

设滚动轴承振动信号为 $x(t)$, $t \in [0, T]$, 其中, $x(t)$ 为时域振动信号; T 为观测时间长度。对应的傅里叶变换可表示为

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中, $X(f)$ 为频域谱函数; j 为虚数单位; f 为频率变量。

EWT先分析幅值谱 $|X(f)|$, 在区间 $[0, f_{\max}]$ 内寻找显著局部极值点, 并据此确定频带边界集合 $F = \{f_0, f_1, \dots, f_N\}$; 其中, $f_0 = 0$; $f_N = f_{\max}$; f_k 为第 k 个频带分界点; N 为频带数量。

由此得到第 k 个频带区间 $I_k = [f_{k-1}, f_k]$, 将复杂频谱划分为若干相对窄带区域, 使每一频带内信号

能量具有集中性, 满足近似单分量特征假设。

在获得频带 I_k 后, 为每个频带构造滤波函数。设第 k 个滤波函数的频域形式为 $W_k(f)$ 。为保证边界平滑, 引入过渡宽度参数 d_k , 滤波函数 $W_k(f)$ 可表示为

$$W_k(f) = \begin{cases} 1 & f \in I_k \\ \cos \frac{\pi(f-f_k)}{2d_k} & f \in \text{过渡区} \\ 0 & \text{其他区域} \end{cases} \quad (2)$$

为保证频域分解近似完备, 滤波器组需满足式(3), 确保信号频域能量在各子带之间合理分配, 避免分解过程中的信息丢失。

$$\sum_{k=1}^N |W_k(f)|^2 = 1 \quad (3)$$

基于滤波函数, 第 k 个模态分量可表示为

$$x_k(t) = F_T^{-1}\{X(f)W_k(f)\} \quad (4)$$

式中, F_T^{-1} 为逆傅里叶变换算子; $x_k(t)$ 为第 k 个模态信号。

原始信号可表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^N x_k(t) \quad (5)$$

至此, EWT算法的直接输出为模态集合 S , 每个 $x_k(t)$ 对应一个受限频带内的窄带信号分量, 即

$$S = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)\} \quad (6)$$

在滚动轴承故障诊断应用中, S 并非最终工程输出。通常需从 S 中选取冲击特征显著的有效模态 $x_p(t)$, 其中, p 为选定模态编号。对该模态进行 Hilbert 变换并计算包络谱, 可得到

$$E(f) = \left| \delta\{H[x_p(t)]\} \right| \quad (7)$$

式中, $E(f)$ 为包络频谱函数; $H\{\cdot\}$ 为 Hilbert 变换算子。

1.2 EWT算法局限分析及改进方法

尽管EWT算法通过频谱自适应划分可实现非平稳信号的多模态分解, 但其频带边界完全依赖幅值谱局部极值的显著性判断。当应用于农机设备低速滚动轴承振动信号时, 低频弱故障特征与宽带扰动叠加, 使频谱结构呈现明显非均匀性与随机波动特征, 容易产生频带分段失稳、低频特征稀释及模态混叠等问题, 削弱包络谱中故障频率的可辨识性。因此, 有必要针对该类工况对EWT算法进行优化。

问题1: F 对宽带扰动敏感导致分段失稳。

在EWT算法中, F 由 $|X(f)|$ 的局部极值确定。对于农机设备低速滚动轴承振动信号, 噪声扰动和结构耦合会在频域引入宽带随机成分, 使 $|X(f)|$ 出现大量高频波动。若极值检测直接作用于原始谱函数, 易产生伪极值点, 导致频带数量 N 异常增大, 频带区间 I_k 呈现过窄或不均匀分布。此时, 滤波函数构造会形成过分割结构, 模态分量 $W_k(f)$ 被拆分, 单一故障冲击特征分散于多个模态中, 最终削弱包络谱 $E(f)$ 中的特征显著性。该问题本质上源于 F 对谱面随机波动的高度敏感性。

改进1: 谱平滑与能量约束联合优化边界集合。

针对EWT中 F 对 $|X(f)|$ 局部波动高度敏感的问题, 在极值检测之前引入谱平滑与能量约束的联合优化机制, 提升频带划分的稳定性。

首先, 为抑制噪声扰动引入的高频随机尖峰, 对幅值谱进行卷积平滑处理。构造平滑谱函数 $\tilde{X}(f)$ 表示为

$$\tilde{X}(f) = \int_{f-h}^{f+h} |X(\varepsilon)| G(f-\varepsilon) d\varepsilon \quad (8)$$

式中, ε 为积分变量; h 为平滑半窗口宽度; $G(\cdot)$ 为归一化平滑核函数。

为保证平滑过程的连续性与稳定性, 通常选取高斯核函数 $G(f)$ 表达式为

$$G(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{f^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中, σ 为平滑尺度参数。

尺度参数应与频率分辨率相匹配。设采样频率为 f_s ; 采样点数为 N_s 。则频率分辨率为

$$\Delta f = \frac{f_s}{N_s} \quad (10)$$

令平滑尺度满足

$$\sigma = \lambda \Delta f \quad (11)$$

式中, λ 为经验系数, 一般取 $\lambda \in [3, 8]$, 以兼顾抑噪能力与特征峰值保留能力。

经平滑处理后的谱函数 $\tilde{X}(f)$ 可有效削弱随机波动对极值检测的干扰。基于 $\tilde{X}(f)$ 重新检测局部极值, 得到优化边界集合 $\tilde{F}$, 并确定对应频带区间 $\tilde{I}_k$ 。

在此基础上, 引入频带能量约束, 以避免低能量伪分段。第 k 个频带的能量计算如式(12)所示, 全频域总能量如式(13)所示。

$$E_k = \int_{\tilde{I}_k} |\tilde{X}(f)|^2 df \quad (12)$$

$$E_t = \int_0^{f_{\max}} |\tilde{X}(f)|^2 df \quad (13)$$

令能量比例阈值为 $\beta = \rho E_t$, $\rho \in [0.01, 0.05]$ 。当 $E_k \geq \beta$ 时, 保留该频带; 当 $E_k < \beta$ 时, 执行频带合并操作。

通过谱平滑抑制随机尖峰, 结合能量约束剔除低能量伪分段, 优化后的 $\tilde{F}$ 相较 F 更加稳定。由此构造的滤波函数 $W_k(f)$ 在频域中形成结构清晰、能量集中的分区, 从源头上提升模态分解的稳定性。

问题2: 低频弱冲击在频带结构下被能量稀释。

完成谱平滑与能量约束优化后, 可得到稳定的频带区间 $\tilde{I}_k$, 并构造滤波函数 $W_k(f)$ 。然而, 在农机设备低速滚动轴承工况下, 故障特征频率 f_0 位于低频区间, 且冲击能量较弱。设 Δf_{imp} 为由包络谱主瓣宽度或冲击谱能量集中区宽度估计的故障特征频率有效能量带宽, 若低频频带宽度满足如下关系, 即

$$\tilde{f}_k - \tilde{f}_{k-1} \gg \Delta f_{\text{imp}} \quad (14)$$

此时, $x_k(f)$ 中不仅包含冲击成分, 还叠加较强的背景能量, 导致模态峭度下降、冲击显著性减弱, 包络谱 $E(f)$ 中的特征峰值不明显。因此, 该问题并

非边界失稳,而是在频带确定的前提下,低频能量分配比例不足导致的特征稀释。

改进2:引入频率加权增强机制。

为提升低频冲击成分在模态中的能量占比,在滤波函数构造阶段引入频率加权函数,且不改变优化后的边界集合。构造低频增强权重函数 $\eta(f)$ 为

$$\eta(f) = 1 + \gamma e^{-\eta f} \quad (15)$$

式中, γ 为低频增强系数, $\gamma > 0$; f_c 为衰减控制参数。

$\eta(f)$ 函数在 $f \rightarrow 0$ 时趋近于 $1 + \gamma$,在高频区域逐渐趋近于1,可实现对低频成分的幅值增强,且不改变高频结构。

在频带区间不变的前提下,加权滤波函数如式(16)和式(17)所示,可避免因加权破坏频域能量守恒关系。

$$\tilde{W}_k(f) = \frac{\eta(f)W_k(f)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N |\eta(f)W_i(f)|^2}} \quad (16)$$

$$\sum_{k=1}^N |\tilde{W}_k(f)|^2 = 1 \quad (17)$$

此时,模态分量更新为

$$x_k(t) = F_T^{-1}\{X(f)\tilde{W}_k(f)\} \quad (18)$$

由于 $\eta(f)$ 在低频区间取值较大,模态内部低频冲击成分的相对能量占比有所提升。为描述这一变化,引入低频能量占比指标,即

加权前:

$$R_k = \frac{\int_{\tilde{I}_k \cap [0, f_L]} |X(f)W_k(f)|^2 df}{\int_{\tilde{I}_k} |X(f)W_k(f)|^2 df} \quad (19)$$

加权后:

$$R_k^{\text{new}} = \frac{\int_{\tilde{I}_k \cap [0, f_L]} |X(f)\tilde{W}_k(f)|^2 df}{\int_{\tilde{I}_k} |X(f)\tilde{W}_k(f)|^2 df} \quad (20)$$

在低频增强权重 $\gamma > 0$ 且故障特征位于低频区时,通常可观察到 $R_k^{\text{new}} > R_k$,说明低频冲击成分在模态中更加集中。模态内低频冲击能量占比的提升,会增强对应时域冲击分量的幅值与周期性,在希尔伯特变换得到的包络信号中产生更强的调制响应。因此,在 $E(f)$ 中表现为特征频率处峰值幅度提升,进而提高峰值与背景之间的对比度与可辨识性。

1.3 改进EWT算法

为解决EWT算法在低速滚动轴承工况下频带分段失稳与低频冲击能量稀释的问题,在保持EWT自适应分解框架不变的前提下,引入谱平滑与能量约

束联合优化机制以及低频加权增强策略,构建SEW-EWT算法。图2所示为改进EWT算法频谱结构优化与模态分解流程示意图。

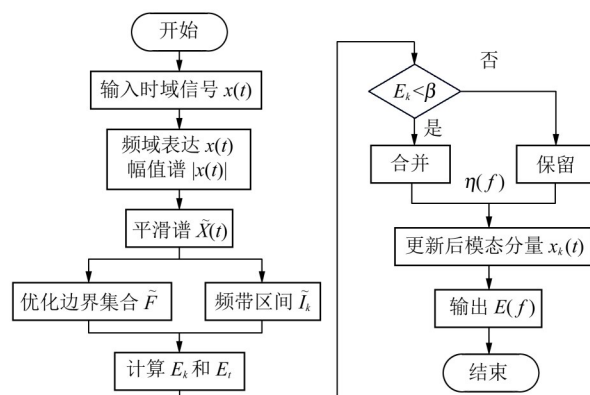


图2 改进EWT算法频谱结构优化与模态分解流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the spectral structure optimization and the modal decomposition for the improved EWT

步骤1:频域转换与初始谱构建。对时域振动信号 $x(t)$ 进行傅里叶变换,得到频域表达 $X(t)$;在区间 $[0, f_{\max}]$ 内计算幅值谱 $|X(t)|$;建立原始频域结构,为谱平滑与极值优化提供输入。

步骤2:谱平滑与极值稳定化。在极值检测前对幅值谱进行卷积平滑,得到平滑谱 $\tilde{X}(t)$,平滑尺度参数与频率分辨率相匹配;随后,基于 $\tilde{X}(t)$ 重新检测局部极值,获得优化边界集合 $\tilde{F}$,并确定对应频带区间 $\tilde{I}_k$ 。

步骤3:能量约束优化频带结构。计算每个频带的能量 E_k 及全频域总能量 E_t ,当 $E_k < \beta$ 时,对相邻频带执行合并操作。经能量约束优化后,频带结构更加紧凑,模态能量分布更加集中。

步骤4:低频加权增强滤波构造。频带边界确定后,引入增强权重函数 $\eta(f)$ 对滤波函数进行加权构造。该权重函数在低频区域取值较大,在高频区域趋近于1,可提升低频冲击分量的相对能量占比;通过归一化处理保证滤波器组满足能量守恒条件。

步骤5:模态重构与特征提取。利用加权滤波函数对频谱进行分解并做逆变换,获得改进模态分量;从模态集合中选取包含故障特征的有效模态进行希尔伯特变换,计算包络谱 $E(f)$ 。

2 实例验证

2.1 试验设计

为验证改进EWT算法在低速重载工况下的适用性,在实验室搭建滚动轴承振动测试平台进行数据采集。图3所示为农机设备滚动轴承故障信号采集试验平台结构示意图。

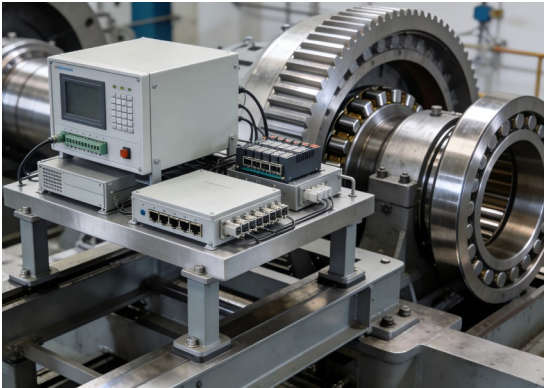


图3 农机设备滚动轴承故障信号采集试验平台结构示意图

Fig.3 Structural schematic diagram of the rolling bearing fault signal acquisition test platform for the agricultural machinery equipment

试验平台由变频调速电动机、加载装置、联轴器及滚动轴承支撑结构组成。通过调节变频器将转速控制在 120~200 r/min 内，模拟农机设备低速运行特性；同时，采用径向加载机构施加恒定载荷，使轴承处于重载状态。试验选用调心滚子轴承为研究对象，分别制备内圈、外圈及滚动体局部损伤样本，并设置正常状态作为对照组，如图4所示。振动信号由压电式加速度传感器采集，传感器安装于轴承座径向方向，灵敏度为 100 mV/g。数据采集系统采样频率设定为 12 kHz，每种状态下连续采集不少于 10 min 原始振动信号。农机设备滚动轴承试验数据集详细信息如表1所示。

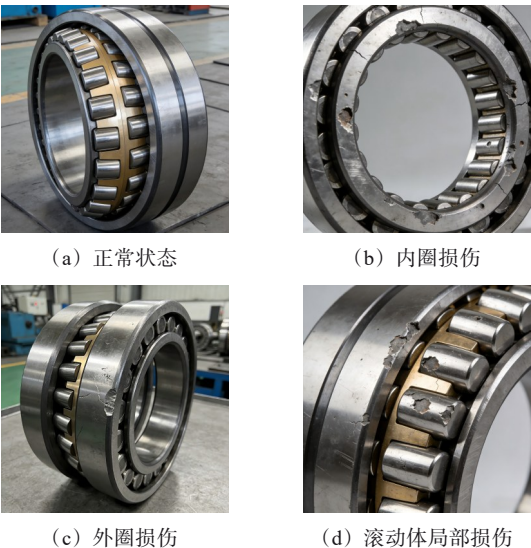


图4 农机设备滚动轴承典型运行状态对比示意图

Fig.4 Schematic diagram of the typical operation states comparison of rolling bearings for the agricultural machinery equipment

试验选用国产调心滚子轴承，型号为 22310/W33。该型号轴承具有自动调心能力，适用于农机设

表1 数据集构成统计

Tab.1 Composition statistics of the dataset

Unit: Segments

类别	样本总数	训练集 (70%)	验证集 (20%)	测试集 (10%)
正常状态	500	350	100	50
内圈故障	500	350	100	50
外圈故障	500	350	100	50
滚动体故障	500	350	100	50
合计	2000	1400	400	200

备常见的轴挠曲大、对中性偏差较大的低速重载工况。其主要几何参数来源于《滚动轴承 产品样本》(洛阳轴承研究所有限公司，2022 年版)及 GB/T 288—2013《滚动轴承 调心滚子轴承 外形尺寸》标准。表2所示为该调心滚子轴承的主要几何参数。

表2 试验用调心滚子轴承(22310/W33)几何参数

Tab.2 Geometric parameters of the test self-aligning roller bearing (22310/W33)

参数名称	值
内径 d /mm	50
外径 D /mm	110
宽度 B /mm	40
节圆直径 d_m /mm	80
滚动体直径 d_b /mm	16
滚动体个数 Z /个	12
接触角 $\alpha/(^\circ)$	10

针对可能出现的数据缺失与瞬态丢采样现象，采用线性插值方法进行缺失值补齐；对外部干扰产生的异常突变样本进行判别并予以剔除；随后，通过滑动均值或低通平滑处理抑制高频随机噪声成分。在此基础上，对处理后的振动序列进行去直流分量与幅值归一化操作，使不同样本处于统一量纲范围。最终，将构建的振动样本集按 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。

完成模型训练后，为系统评估 SEW-EWT 算法在该试验构建的 2 000 段样本数据集(测试集 200 段)上的性能，构建多个对比算法开展验证。对比算法包括：

- ① EWT，检验基础能力。
- ② 基于奇异值分解与经验小波变换(Singular Value Decomposition-Assisted Empirical Wavelet Transform, SVD-EWT)，分析不同优化策略对模态分离效果与诊断性能的影响^[13]。
- ③ 多策略改进粒子群算法优化极限学习机(Multi-Strategy Improved Particle Swarm Optimiza-

tion-Optimized Extreme Learning Machine, MPSO-ELM), 比较结构改进与参数优化两类增强思路的差异^[14]。

2.2 农机设备滚动轴承故障诊断性能分析

先, 为评估不同算法在滚动轴承故障识别任务中的判别能力, 选取精确率、召回率与F1-score作为评价指标^[15-16], 分别从误报控制、漏检抑制及整体识别能力角度评价算法优劣。图5所示为不同算法诊断性能指标对比。

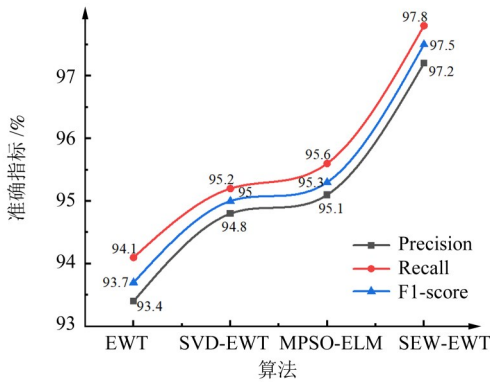


图5 不同算法诊断性能指标对比

Fig. 5 Comparison of diagnostic performance indexes under different algorithms

由图5可知, SEW-EWT在3项指标上均取得最优表现。以F1-score为例, 其数值较EWT提升约3.8%, 表明整体分类性能实现显著增强; 在召回率指标上提升约3.7%, 说明故障样本的识别覆盖能力得到明显改善; 同时, 精确率提升约3.8%, 说明在提升召回能力的同时并未引入额外误判, 分类结果更加均衡稳定。

相比之下, SVD-EWT与MPSO-ELM的性能提升幅度均在2%以内, 表明基于群体优化的参数搜索虽能改善分解效果, 但提升空间有限。SEW-EWT的优势来源于频带结构层面的优化: 谱平滑降低伪极值引发的频带碎裂, 能量约束抑制低能量伪分段, 低频加权增强弱冲击特征表达, 从结构层面改善模态纯度, 而非单纯的参数微调。

其次, 为分析不同算法在优化过程中的计算效率与误差控制能力, 以预测误差MSE随运行时间变化情况作为评价依据。图6所示为不同算法MSE随运行时间变化收敛曲线。

由图6可知, SVD-EWT与MPSO-ELM均呈现典型指数式下降趋势, 在0~60 s内误差快速下降, 随后进入缓慢收敛阶段。EWT的误差下降幅度最小, 且在约80 s后基本进入稳定平台期, 最终稳定值约为0.043, 明显高于其他算法。SEW-EWT则表现出

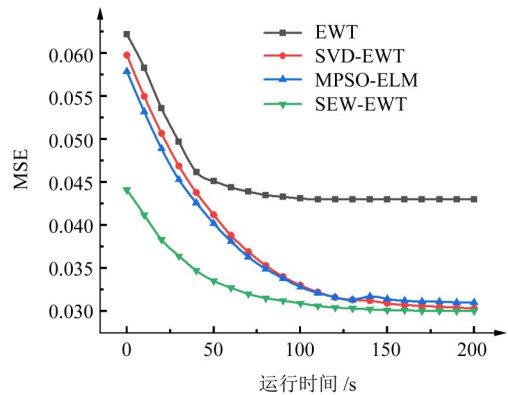


图6 不同算法MSE随运行时间变化收敛曲线

Fig. 6 Convergence curves of the MSE with operation time under different algorithms

更快的初期下降趋势, 在约80~100 s内即进入低误差稳定区间, 最终稳定值约为0.03, 为4种算法中最低。其收敛曲线整体位于最下方, 且后期波动幅度最小, 说明其误差控制能力与收敛稳定性均优于其他方法。

SEW-EWT表现出更快的初期下降趋势, 并可在较短时间内进入低误差稳定区间。其收敛曲线整体位于其他算法下方, 且平稳阶段波动较小, 体现出更优的误差控制能力。这种优势源于谱平滑与能量约束优化减少了频带结构随机波动对迭代过程的干扰, 使优化路径更加平滑; 低频加权机制提高了关键特征在初始阶段的显著性, 降低模型对后期细化搜索的依赖, 缩短收敛时间。

最后, 采用准确率均值及标准差(Std)作为评价指标。图7所示为不同算法识别稳定性对比。

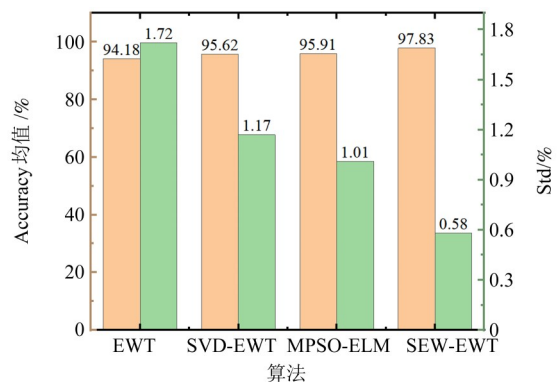


图7 不同算法识别稳定性对比

Fig. 7 Comparison of the recognition stability under different algorithms

由图7可知, EWT的准确率均值为94.18%, 标准差为1.72%, 而SVD-EWT与MPSO-ELM分别提升至95.62%和95.91%, 对应标准差降至1.17%和1.01%; SEW-EWT的准确率均值提高至97.75%, 同时, 标准差降低至0.58%。结果表明, 群体智能

优化能够在一定程度上改善模型稳定性; 而 SEW-EWT 不仅实现了更高的性能上限, 还显著增强了多次随机试验条件下的结果一致性与抗扰动能力。

SEW-EWT 的改进效果更为显著, 不仅准确率均值最高, 而且标准差最小, 说明其在多次随机试验条件下具有更强的结果一致性与抗扰动能力。其稳定性提升并非源于参数搜索优化, 而是频带结构稳定性增强带来的模态表达一致性提高。谱平滑降低随机噪声对边界检测的影响, 能量约束减少低能量频段波动造成的结构偏移, 低频加权则强化关键冲

击成分在不同样本中的相对占比, 降低模型对输入扰动的敏感性, 实现识别性能与稳定性的同步提升。

为评估该方法在该数据集上的相对性能, 选取 SVM^[17]、CNN^[18]、LSTM^[19] 和 Transformer^[20] 等 4 种主流轴承故障诊断方法作为对照。需说明的是, 以下对比结果仅适用于该试验构建的 2 000 段样本数据集 (含 200 段测试样本), 在不同数据规模、工况或故障类型下的表现需进一步验证。试验重复计算 15 次, 评价指标为准确率。不同轴承故障诊断方法试验对比结果如表 3 所示。

表 3 不同轴承故障诊断方法试验对比结果 (总样本 2 000 段, 测试集 200 段)

Tab. 3 Test comparison results of different bearing fault diagnosis methods (total samples 2 000, test set 200)

故障诊断方法	正常状态下的诊断准确率/%	内圈故障状态下的诊断准确率/%	外圈故障状态下的诊断准确率/%	滚动体故障状态下的诊断准确率/%	整体诊断准确率/%
SVM	89	91	89	90	89.75
CNN	91	92	92	92	91.75
LSTM	93	94	92	94	93.25
Transformer	93	95	95	95	94.50
改进 EWT 算法	97	98	98	98	97.75

注: 本对比结果基于实验室采集的 2 000 段振动信号 (每类 500 段, 训练/验证/测试按 7:2:1 划分), 测试集共 200 段 (每类 50 段)。结论的推广性需在更大规模或更复杂工况下进一步验证。

由表 3 可知, 基于改进 EWT 算法的故障诊断方法整体诊断准确率达 97.75%, 显著优于 SVM (89.75%)、CNN (91.75%)、LSTM (93.25%) 及 Transformer (94.50%) 4 种主流对比方法; 即使与性能次优的 Transformer 相比, 仍高出 3.25 个百分点, 充分验证了所提算法在低速重载工况下的优越性。

从各类状态的识别表现来看, 该方法在内圈故障、外圈故障及滚动体故障 3 种状态下的准确率均达 98%, 正常状态下为 97%, 类别间极差仅为 1%, 体现出优异的识别均衡性与稳定性。对比方法在不同故障类型间存在明显性能波动, 例如 SVM 在外圈故障状态下的准确率 (89%) 显著低于内圈故障 (91%), 表明该方法具备更强的特征提取鲁棒性。

值得注意的是, 该方法对 3 种故障状态的识别准确率均略高于正常状态, 这一现象印证了低频加权增强机制对微弱冲击特征的有效强化作用, 使模型对故障模式具有更高的辨识敏感度, 对农机设备滚动轴承早期故障预警具有重要工程价值。

从方法论层面看, 3 类深度学习方法 (CNN、LSTM、Transformer) 的平均准确率 (91.75%~94.50%) 明显优于传统 SVM (89.75%), 揭示出深度网络在复杂振动信号特征挖掘中的天然优势。其中, Transformer 凭借自注意力机制对长程依赖关系的建模能力, 在对比方法中表现最佳, 但其诊断精度仍低于该

改进方法。这一结果充分说明, 通过谱平滑与能量约束优化频带结构、辅以低频加权增强的策略, 在无需复杂网络结构的前提下即可实现对低频冲击特征的高效捕捉, 从信号分解层面验证了“优化输入特征较单纯加深网络结构更具根本性”的技术路径价值, 为机械故障诊断领域提供了区别于深度模型堆叠的另一种有效范式。

3 结论

针对农机设备低速重载工况下滚动轴承振动信号频带划分易受随机扰动干扰、低频弱冲击特征易被背景能量掩盖的问题, 在 EWT 自适应分解基础上, 构建谱平滑与能量约束协同优化机制并引入低频加权增强策略, 提出 SEW-EWT 算法。

1) 提出频带结构优化与低频特征增强协同驱动的 SEW-EWT 算法, 有效破解了低速重载工况下 EWT 频带划分失稳与弱冲击特征稀释的双重难题。该算法通过高斯核谱平滑抑制噪声扰动引入的高频随机尖峰, 结合能量比例阈值剔除低能量伪分段, 从源头上提升频带划分的稳定性; 进而构造低频加权增强函数, 在不破坏能量守恒的前提下强化弱冲击特征在模态中的能量占比。试验表明, SEW-EWT 的精确率、召回率与 F1-score 分别达 97.2%、97.8% 和 97.5%, 较 EWT 提升约 3.8%; 误差均方值稳定在

0.03左右,较基线方法下降30%;识别准确率标准差从EWT的1.72%降至0.58%,降幅达66.3%,实现了诊断精度与稳定性的协同提升。

2) 在该试验构建的2 000段样本数据集(测试集200段)上,SEW-EWT展现出显著的性能优势,整体诊断准确率达97.75%,分别超出SVM、CNN、LSTM及Transformer达8.0、6.0、4.5及3.25个百分点。该结果验证了在当前数据规模和工况条件下,“优化输入特征较单纯加深网络结构更具根本性”的技术路径价值。需要指出的是,该结论的适用范围有待在更大规模、更复杂多变的农机作业场景下进一步检验。

试验所用数据集规模为2 000段振动样本(测试集200段),虽经重复试验验证了统计显著性,但结论的泛化能力仍需在更大样本量(如 $>10^4$ 段)、更多工况(变转速、变载荷、多故障复合)及实际田间作业数据上进一步验证。此外,采用的实验室故障模拟(局部损伤预制)与真实农机设备早期自然退化故障之间可能存在差异,后续将开展现场试验以评估方法的工程适用性。

参 考 文 献

- [1] Xie F Y, Sun E G, Wang L L, et al. Rolling bearing fault diagnosis in agricultural machinery based on multi-source locally adaptive graph convolution[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1333.
- [2] Xie F Y, Wang Y, Wang G, et al. Fault diagnosis of rolling bearings in agricultural machines using SVD-EDS-GST and ResViT[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1286.
- [3] 黎会鹏,徐波,黄璞. 一种自适应的机械振动信号变分模态分析方法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(8): 116-125.
Li Huipeng, Xu Bo, Huang Pu. An adaptive variational mode analysis method for mechanical vibration signals[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(8): 116-125.
- [4] 李占龙,刘林霞,李虹,等. 基于VMD-Teager的非平稳振动时频特性研究[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(1): 150-156.
Li Zhanlong, Liu Linxia, Li Hong, et al. Research on time-frequency characteristics of non-stationary vibration based on VMD-teager[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(1): 150-156.
- [5] 苏泓臣,杨辰昕,边豪杰,等. 基于自适应经验小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 核科学与工程, 2025, 45(3): 510-518.
Su Hongchen, Yang Chenxin, Bian Haojie, et al. Study on bearing fault diagnosis based on the improved empirical wavelet transform[J]. Nuclear Science and Engineering, 2025, 45(3): 510-518.
- [6] Lv Y C, Wang J Y, Zhang C Q, et al. Composite fault feature extraction for gears based on MCKD-EWT adaptive wavelet threshold noise reduction[J]. Measurement and Control, 2025, 58(2): 185-195.
- [7] Chen Q, Zheng S, Wu X, et al. Feature extraction of bearing weak fault based on sparse coding theory and adaptive EWT[J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 10807.
- [8] Gao Z Q, Zheng J D, Pan H Y, et al. Translational Gaussian wavelet transform and its application to the fault diagnosis of rolling bearing[J]. Nonlinear Dynamics, 2025, 113(20): 27483-27499.
- [9] 李继猛,王慧,李铭,等. 基于改进的自适应无参经验小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2020, 41(6): 710-716.
Li Jimeng, Wang Hui, Li Ming, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved adaptive parameterless empirical wavelet transform[J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(6): 710-716.
- [10] 谢俊文,童靳于,郑近德,等. 变转速极低标签率下旋转机械故障诊断的图注意力网络[J]. 振动与冲击, 2024, 43(19): 242-248.
Xie Junwen, Tong Jinyu, Zheng Jinde, et al. Entropy-graph attention network for semi-supervised fault diagnosis of rotating machinery under extremely low label rate and variable rotating speed conditions[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(19): 242-248.
- [11] Xiao L, Yang X X, Yang X D. A graph neural network-based bearing fault detection method[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 5286.
- [12] 陈丽芳,曹柯欣,张思鹏,等. 群智能优化算法最新进展[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(19): 46-67.
Chen Lifang, Cao Kexin, Zhang Sipeng, et al. Recent progress of swarm intelligent optimization algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(19): 46-67.
- [13] 袁峰,纪鑫,陈勇军,等. SVD-EWT方法在滚动轴承故障信号分析中的应用[J]. 煤矿机械, 2025, 46(2): 175-179.
Yuan Feng, Ji Xin, Chen Yongjun, et al. Application of SVD-EWT method in rolling bearing fault signal analysis[J]. Coal Mine Machinery, 2025, 46(2): 175-179.
- [14] 王丛丛,马清悦. 一种融合多策略改进粒子群算法结合EWT的轴承故障诊断方法[J]. 机电工程, 2026, 43(1): 82-91.
Wang Congcong, Ma Qingyue. A bearing fault diagnosis method integrating a multi-strategy enhanced particle swarm algorithm with EWT[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2026, 43(1): 82-91.
- [15] Zhang R J, Li R, Liu C, et al. Fault diagnosis method for wind turbine rolling bearings based on adaptive deep learning[J]. Journal of Vibroengineering, 2025, 27(6): 957-977.
- [16] Zhu J, Li O, Chen M H, et al. Fault diagnosis of wind turbine rolling bearings based on DCS-EEMD-SSA[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2024, 24(5): 2495-2508.
- [17] 何晓良,苏春,张玉茹. 基于改进VMD和SVM方法的滚动轴承故障诊断[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2026, 56(2): 322-332.
He Xiaoliang, Su Chun, Zhang Yuru. Fault diagnosis for rolling bearing based on improved VMD and SVM[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2026, 56(2): 322-332.
- [18] Wang B, Wang X Q. IMSB and 1D-CNN fusion for rolling bearing fault diagnosis under rotational frequency interference[J]. Engineering Research Express, 2026, 8(3): 035222.
- [19] Lai S J, Cheung T H, Fung K C, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using denoising multi-channel mixture of CNN and mam-

- ba-enhanced adaptive self-attention LSTM[J]. *Sensors*, 2025, 25 (21):6652.
- [20] Peng L H, Liu F, Lv Z L, et al. Phoneme-inspired acoustic frame embedded lightweight transformer for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2026, 248: 114030.

Rolling bearing fault diagnosis of agricultural machinery equipment based on the improved EWT algorithm

LU Yunfei¹ U Yongchang² WANG Yu¹ SHEN Tao¹

(1. Department of mechanics Engineering, Henan Vocational College of Agriculture, Zhengzhou 451450, China)

(2. College of mechanical & Electrical Engineering, Henan Agricultural University, Zhengzhou 451450, China)

Abstract: [Objective] Under low-speed and heavy-load conditions, the frequency band division of vibration signals of rolling bearings in agricultural machinery equipment is easily disturbed by low-frequency background energy, which reduces the accuracy and stability of fault diagnosis. To solve this problem, an improved empirical wavelet transform (SEW-EWT) algorithm with collaborative optimization of spectral smoothing and low-frequency energy enhancement was proposed. [Methods] Firstly, the amplitude spectrum was obtained by Fourier transform of the original signal. Gaussian kernel convolution smoothing was adopted to suppress high-frequency random spikes. The frequency band boundaries were initially determined based on local extrema of the smoothed spectrum, and an energy proportion threshold was introduced to eliminate low-energy pseudo-segments, so as to improve the stability of frequency band division. Secondly, on the premise of maintaining the energy conservation of the filter bank, a low-frequency weighted enhancement function was constructed. Higher weights were assigned to the low-frequency interval to strengthen the modal energy proportion of weak impact features and realize adaptive purification of key components. Then, Hilbert transform was performed on the selected effective modes and envelope spectrum features were extracted to provide input for fault state discrimination. Finally, the diagnostic performance of the algorithm was verified based on a rolling bearing test dataset containing 4 operating states. [Results] The results show that the precision, recall and F1-score of SEW-EWT reach 97.2%, 97.8% and 97.5% respectively, which are about 3.8% higher than those of traditional EWT. The mean square error is stable at about 0.03, which is about 30% lower than that of the baseline method. The average recognition accuracy reaches 97.75%, and the standard deviation drops to 0.58%, which is about 66.3% lower than that of EWT. Compared with mainstream diagnostic methods, the overall accuracy is 3.25 to 8.0 percentage points higher, with balanced recognition performance for various faults. This algorithm can improve the identifiability of bearing fault features and diagnostic consistency under low-speed conditions, and provides reference for condition monitoring of rolling bearings in agricultural machinery equipment.

Key words: Agricultural machinery equipment; Rolling bearings; Empirical wavelet transform; Low-speed vibration signals; Feature extraction; Fault diagnosis

(编辑: 李凯阳)