

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306521

基于物理模型驱动优化 WPD 的 弧齿锥齿轮故障诊断方法研究*

吴家腾 李 威 方志超 童成彪 徐新明

(湖南农业大学机电工程学院 长沙 410125)

摘 要:弧齿锥齿轮作为收获机主动力输出的关键零部件,其故障表现通常为激励脉冲,为实现农业收获机主传动齿轮箱故障及时有效地监测诊断,本文提出基于物理模型驱动优化的小波包分解方法(wavelet packet decomposition, WPD)。针对齿轮损伤的多分量调制现象,该方法根据小波基函数特定时频窗口分析信号的特点,通过建立齿轮损伤集中参数模型,辅助筛选适应齿轮损伤特性的小波包分解系数,以此优化分解信号所选用的小波基函数,使之具有更好的提取齿轮故障特征信息的能力。通过对实验信号和蒜头收获机齿轮故障信号的包络谱分析,验证了该方法能够有效地应用于收获机齿轮故障诊断。

关键词:弧齿锥齿轮;故障诊断;动力学建模;小波包分解

中图分类号: TH165.3;TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Fault diagnosis method of spiral bevel gear based on physical model driven optimal WPD

Wu Jiateng Li Wei Fang Zhichao Tong Chengbiao Xu Xinming

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Agricultural University, Changsha 410125, China)

Abstract: As a key component of the main power output of harvester, the fault performance of the spiral bevel gear is usually the excitation impulse. To monitor and diagnose the faults of the main transmission gearbox of agricultural harvester timely and effectively, an improved wavelet packet decomposition (WPD) method based on dynamic model driven optimization is proposed in this paper. Aiming at the multi-component modulation phenomenon of gear damage and the characteristics of wavelet basis function specific time-frequency window to analyze the signal, the proposed method establishes the physical model of gear dynamic damage to assist in screening of wavelet packet decomposition coefficients that adapt to the gear damage characteristics. Thus, the wavelet basis function selected for the decomposed signal is optimized, so that it has a better ability to extract feature information of gear fault. Through the envelope spectrum analysis of the experimental signal and fault signal of the Chinese onion harvester gear, it is verified that the proposed method can be effectively applied to the fault diagnosis of the harvester gear.

Keywords: spiral bevel gear; fault diagnosis; dynamic modeling; wavelet packet decomposition

0 引 言

齿轮作为一种常用的动力传递零部件,具有高载、平稳及空间传动等特点,被广泛应用于农业机械装备中。由于农业收获机作业是较为复杂的农机作业,通常在复杂土壤环境下工作,传动部件损伤率较高,而产生的故障会直接影响农业机械的正常运行,尤其是在农忙时节,农机的健康状况更是直接关系着农业生产进程和农业经

济问题^[1-2]。因此,开展农机装备齿轮箱故障诊断研究具有重要的农业应用价值。

当齿轮发生故障现象时,自身振动激励参数发生变化,使得振动信号具有非线性、非平稳的调幅调频特性^[3],而且包含故障特征的信息往往还被淹没在大量的干扰噪声当中^[4]。因此,振动信号分析手段被广泛应用于齿轮故障诊断,小波分析作为经典的非线性非平稳信号分析方法,最早由 Morlet 于 1981 年提出,并逐渐应用到旋转机械故障诊断领域中^[5]。如 Kankar 等^[6]以小波

收稿日期: 2023-05-12 Received Date: 2023-05-12

* 基金项目: 湖南省教育厅科研优秀青年(22B0199)、湖南省自然科学基金(2021JJ30347)、湖南省重点研发计划(2022NK2028)项目资助

能量为基函数筛选特征进行连续小波变化来实现轴承故障诊断;Guo 等^[7]采用小波阈值去噪对信号进行降噪处理以提高燃油泵的故障识别率;Ravikumar 等^[8]从振动信号中提取离散小波包变换特征进行齿轮箱故障诊断并获得良好精度。Han 等^[9]在小波变换时引入二阶瞬时频率估计,提出了二阶同步提取小波变换,为旋转机械信号处理提供了多分辨率的集中时频表示,并保留了良好的可逆性。由于小波变换不能对高频进行再分解,为此一些学者提出了小波包分解方法(wavelet packet decomposition, WPD)^[10],小波包分解的本质是基于离散小波变换的发展,能够根据信号本身的特征自适应的选择相应的频带从高频到低频进行分解,如 Zhao 等^[11]提出一种基于失真故障样本的小波包特征提取方法,该方法能实现正常样本和故障样本之间的平衡,有效提取机械系统中故障特征,提高自动故障诊断效率;Hao 等^[12]对旋转机械装备故障信号采用连续小波包变换进行时频分析,获得表征轴承健康状态的特征向量并完成故障诊断;Xiao 等^[13]将小波包分解各频段的能量值作为特征实现齿轮箱的故障诊断。因此,小波分析方法需要先验知识设定小波基和分量层数,在一定程度上制约了小波分析的进一步应用^[14-15]。

针对小波包变换在振动信号分析中缺乏自适应的缺陷,本文结合齿轮动力学建模、优化理论与小波包分解相结合,提出基于物理模型优化的 WPD 方法,并将其应用于农业收获机齿轮故障诊断。考虑到小波基函数越接近损伤脉冲特征信息,越能够提取到信号的故障特征。因此,本文首先通过动力学仿真建模构建实际齿轮损伤的物理基模型;其次,基于物理基模型与目标齿轮振动信号之间的映射指标,建立以小波包系数为自变量的目标优化函数,筛选提取最优小波基函数;最后,应用优化后的 WPD 方法对齿轮损伤进行特征提取,通过对齿轮损伤实验信号和鼯头收获机齿轮故障信号的包络谱分析,验证了本文方法能够有效地应用于收获机齿轮故障诊断。

1 物理模型驱动的 WPD 方法

1.1 WPD

小波包分解是指用一个快速衰减、尺度有限的振荡波形,即小波基函数,去描述信号本质特征。通过对基函数进行缩放、平移来匹配信号局部特征,达到多尺度细化信号的目的,小波基函数通常表示为^[7]:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a > 0, b \in R \quad (1)$$

式中: $a > 1, b > 0$ 且分别表示信号序列的尺度和伸缩因子,而离散小波变换实际上是将小波基函数 $\psi_{m,n}$ 与目标信号 $f(t)$, $t = 1, 2, \dots, T$ 在离散伸缩因子的基础上进行内

积变换:

$$W_f(m, n) = \langle f(t), \psi_{m,n} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a_i^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t - nb_i a_i^m}{a_i^m}\right) dt \quad (2)$$

式中: m, n 分别为离散因子, $i = 1, 2, \dots, N$ 表示离散度, $\langle \rangle$ 表示内积, $*$ 表示共轭复数,小波变换如图 1 所示。而小波包分解(WPD)是基于离散小波变换的发展,能够根据小波基函数本身的特征自适应的选择相应的频带,将信号 $f(t)$ 从高频到低频进行依次分解,其主要受尺度函数 $\phi_{mn}(t)$ 和小波函数 $\psi_{mn}(t)$ 影响^[10]:

$$p_m f(t) = \sum_n X_n^{(m)} \phi_{mn}(t) \quad (3)$$

$$D_m f(t) = \sum_n d_n^{(m)} \psi_{mn}(t) \quad (4)$$

式中: $p_m f(t)$ 为信号 $f(t)$ 在尺度离散因子 m 下的展开,而 $D_m f(t)$ 为信号 $f(t)$ 在小波域 $\psi_{mn}(t)$ 的投影,其中 $d_n^{(m)}$ 为小波包分解系数,其系数递推模型和各频带重构模型分别可以表示为^[11]:

$$\begin{cases} d_{i,2j}^n = \sum_l h_{0,l-2n} d_{i-1,j}^l \\ d_{i,2j}^n = \sum_l h_{1,l-2n} d_{i-1,j}^l \end{cases} \quad (5)$$

$$d_{i,j}^n = \sum_l h_{0,n-2l} d_{i-1,2j}^l + \sum_l h_{1,n-2l} d_{i-1,2j+1}^l \quad (6)$$

式中: h_0 和 h_1 分别为小波包高通及低通滤波系数, i 为小波包分解层数, j 为分解频带号,其中 $l = T/2^j$ 表示第 j 层的频带节点数。因此,小波函数的构造是准确描述信号本质特征的关键,如图 1 所示。

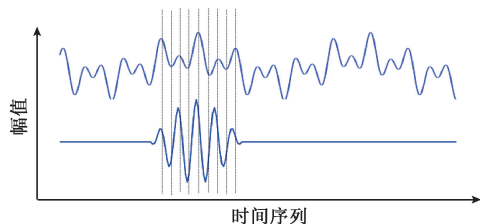


图 1 小波基函数的信号映射

Fig. 1 Signal mapping of wavelet basis function

1.2 物理模型仿真

以小波分析为基础的信号处理方法中,始终存在缺乏自适应性的问题,如何选择准确的小波基函数成为提取信号本质特征的关键。因此,本文以动力学仿真驱动,构建损伤齿轮振动信号的物理基模型,首先采用集中参数法建立 6 自由度齿轮动力学模型^[15]:

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = F \quad (7)$$

式中: M, C, K 分别为质量、阻尼和支撑刚度矩阵, F 为载荷矩阵,齿轮动力学模型如图 2 所示。其中 T_p, T_g 分别表示驱动扭矩和负载扭矩, M_f, M_F 分别为由切向摩擦力

和法向接触力引起的感应力矩^[16],接触力 F 和摩擦力 F_f 分别表示为:

$$\begin{cases} F = k(t)\gamma_0 e(t) + C_m \gamma_0 \dot{e}(t) \\ F_f = \mu F \end{cases} \quad (8)$$

式中: $k(t)$ 和 C_m 分别为齿轮副沿接触作用线上的时变啮合刚度和啮合阻尼, $e(t)$ 为平动转动引起的传动误差, 即 $e(t) = R_{bp}\theta_p - R_{bg}\theta_g + x_p - x_g$, 其中 R_b 为轮齿基圆半径, γ_0 为齿轮接触非线性间隙函数, μ 为轮齿间摩擦系数。

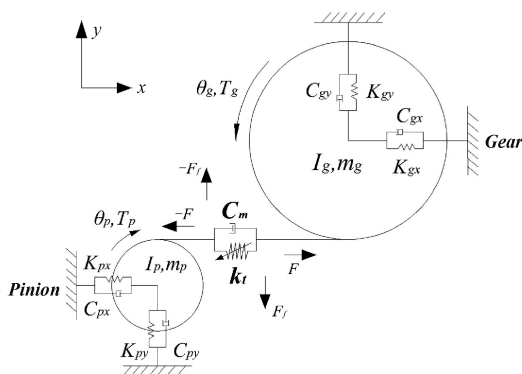


图 2 6 自由度齿轮动力学模型

Fig. 2 The dynamic model of gear 6-DOF

当齿轮出现损伤现象时,时变啮合刚度作为齿轮振动主要激励也会发生相应的变化。根据弹性力学理论^[17],齿轮副时变啮合刚度可以表示为^[18]:

$$\frac{1}{k(t)} = \frac{F}{\delta_e} = \frac{1}{k_{pb}} + \frac{1}{k_{gb}} + \frac{1}{k_{pf}} + \frac{1}{k_{gf}} + \frac{1}{k_h} \quad (9)$$

式中: δ_e 为轮齿接触等效变形, k_f, k_b, k_h 分别为基体变形刚度、弯曲剪切刚度、接触刚度,下标 b, p 分别表示主动轮和从动轮。由齿轮损伤引起的刚度周期性变化设为 $\Delta k(h_q, t)$, 即:

$$k(t) = k_n(t) + \Delta k(h_q, t) \quad (10)$$

其中, $k_n(t)$ 为正常的时变啮合刚度值,假设损伤程度为轻微、中度和严重损伤时,齿轮副的时变啮合刚度计算值如图 3 所示。

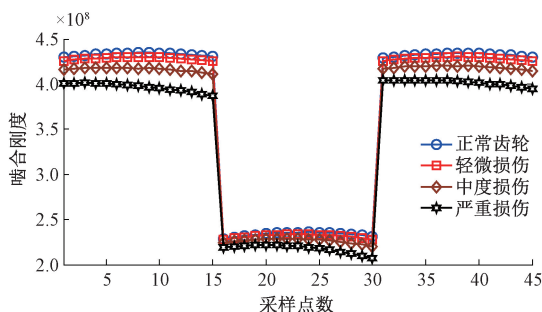
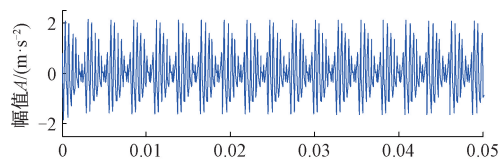


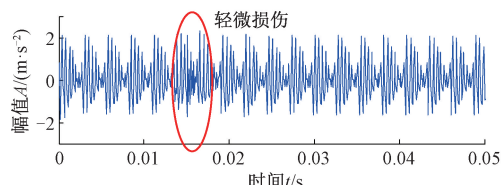
图 3 时变啮合刚度损伤变化规律图

Fig. 3 The time-varying meshing stiffness of gear damaged

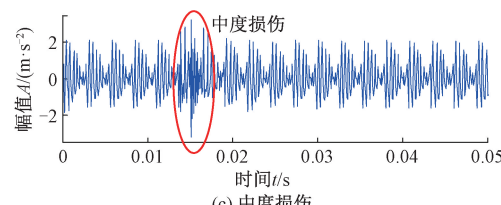
设动力学模型参数如表 1 所示,并将时变啮合刚度计算结果代入式(8)中,采用 Runge-Kutta 方法求解动力学响应,结果如图 4 所示。以正常齿轮和严重损伤两种不同状态为例,幅值谱如图 5 所示。从时域响应图中可以看到,随着齿轮损伤程度的不断增大,时域信号会出现幅值逐渐增长的脉冲激励信号;此外,只有单一齿裂纹时,裂纹故障的调制频率为旋转轴的轴频 $f_s = 10$ Hz,同时,调制效应会使频谱的啮合频率 $f_m = 370$ Hz 及其高阶谐波周围出现带宽为裂纹故障频率 $f_s = 10$ Hz 的边频带,如图 5 所示。以上分析表明,通过动力学建模得到的响应信号能够准确有效地表征出齿轮裂纹故障特征,可以用作优化小波基函数的物理基模型,为筛选最优小波基提供理论数据支撑。



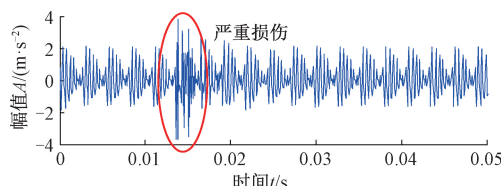
(a) 正常齿轮
(a) Healthy gear



(b) 轻微损伤
(b) Mild failure gear



(c) 中度损伤
(c) Moderate failure gear



(d) 严重损伤
(d) Severe failure gear

图 4 齿轮损伤动力学响应

Fig. 4 The dynamic responses of gear damaged

1.3 最优小波基函数选取

最优小波基函数的选取实际上为一参数优化过程。首先,式(6)中的小波系数 $d_n^{(m)}$ 是描述对应尺度下原函数与小波基函数的接近程度,根据功率谱密度函数与小

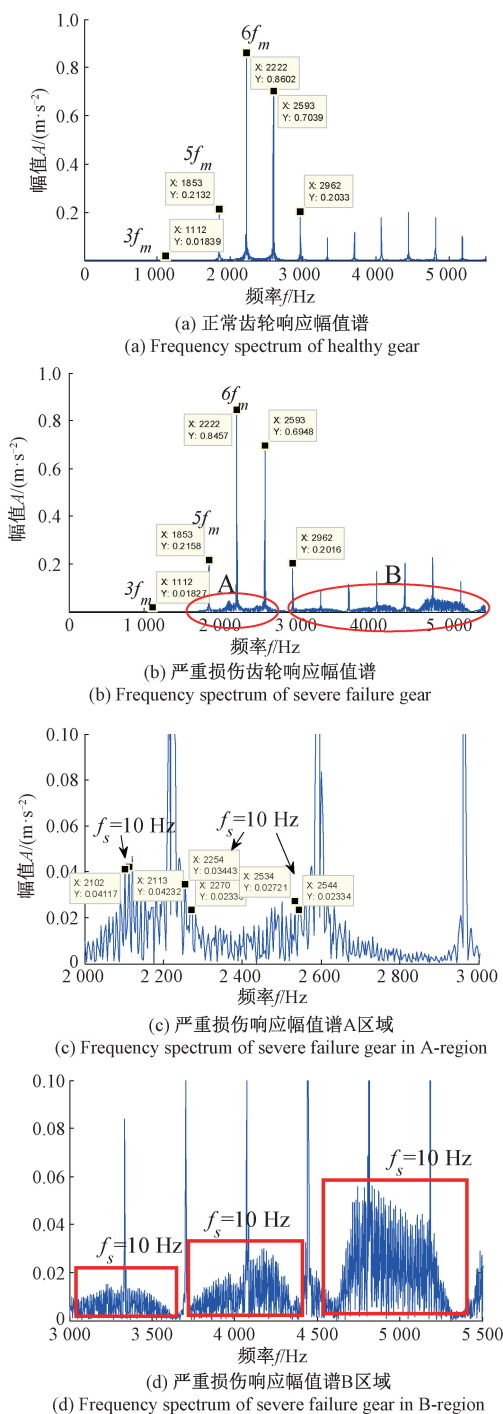


图5 齿轮损伤动力学响应幅值谱

Fig. 5 The frequency spectrum of dynamic response with gear damaged

波基函数之间的正交性关系^[19],可得到:

$$G(f_n) = \frac{1}{\Delta f} \sum_{n=1}^N d_n^{(m)}(a, b) \quad (11)$$

式中: $G(f_n)$ 为 f_n 频率处的功率谱密度值, Δf 为尺度因子 a 处的频带宽度。同时,构建目标对象振动信号与物

理基模型之间的误差绝对值和误差均方根大小作为判别指标,分别为:

$$\begin{cases} e = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |G^M(f_n) - G(f_n)| \\ RMS_e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [|G^M(f_n) - G(f_n)| - e]^2} \end{cases} \quad (12)$$

式中: e 为总体误差绝对值, RMS_e 为误差均方根大小, G^M 和 G 分别为物理基模型和目标信号的功率谱密度函数, N 为频段序列。将指标 e 和 RMS_e 相比较,同时引入复相关系数 R 对两个指标进行权重评价^[20]:

$$R = \frac{\sum (y_n - \bar{y}_n)(\hat{y}_n - \bar{\hat{y}}_n)}{\sqrt{\sum (y_n - \bar{y}_n)^2 \sum (\hat{y}_n - \bar{\hat{y}}_n)^2}}, n = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

式中: y_n 表示不同小波基函数所对应的判别指标, $\bar{y}_n$ 为所对应指标的均值, ω 为小波基函数的综合评价指标。因此,为了获得接近于实际波动特征的小波基函数,构建以小波系数 $d_n^{(m)}(a, b)$ 为自变量的目标函数,进而建立以优化模型为基础的小波基函数选取模型:

$$\begin{cases} \min \sum_{n=1}^N f(d_n^{(m)}, R) \\ \text{s. t. } d_n^{(m)} \in \{db4, db8, \dots, sym5\} \\ f(d_n^{(m)}, R) = \frac{1}{R_e} e + \frac{1}{R_{RMS_e}} RMS_e \end{cases} \quad (14)$$

式中: $f(d_n^{(m)}, R)$ 为小波基函数的综合评价指标函数, $db4$ 、 $db8$ 等分别为小波基函数。因此,通过修正小波系数,使原函数与物理基模型之间的误差指数缩小,进而筛选出最优的小波基函数,物理模型驱动的 WPD 优化流程图如图6所示。

2 数值算例分析及验证

2.1 实验信号分析

为验证本文所提方法的有效性,分别采用实验信号和磊头收获机故障信号进行分析验证。首先,采集的实验信号主要为振动加速度信号,由弧齿锥齿轮损伤实验台提供,整个实验装置由驱动电机、联轴器、减速箱、扭矩传感器、磁粉制动器、信号采集系统组成,振动信号主要由粘贴在齿轮箱体上的三向加速度传感器采集,实验台原理如图7所示。

其次,验证对象设定为齿根部位存在裂纹损伤的弧齿锥齿轮,裂纹损伤采用线切割方式人工设置,测试齿轮的几何参数如表1所示,实验台布置及测试损伤齿轮如图8所示。信号采集时,设置采样频率为 10 240 Hz,采样时间 3 s,驱动电机输入轴转速 600 r/min,输入轴轴频

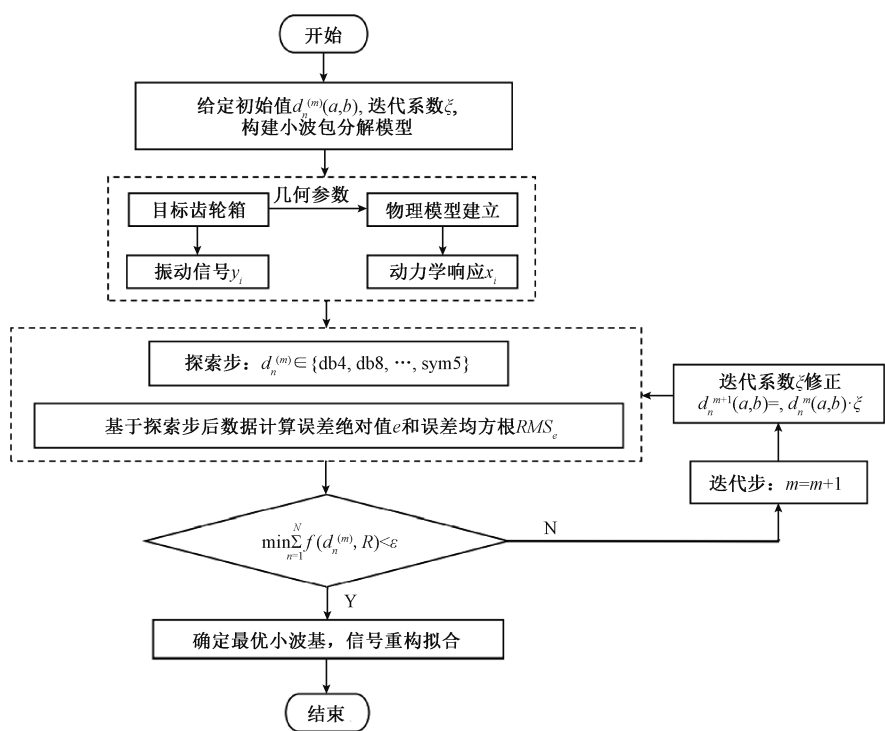


图 6 物理模型驱动的 WPD 方法流程

Fig. 6 The WPD method diagram of dynamic model driven

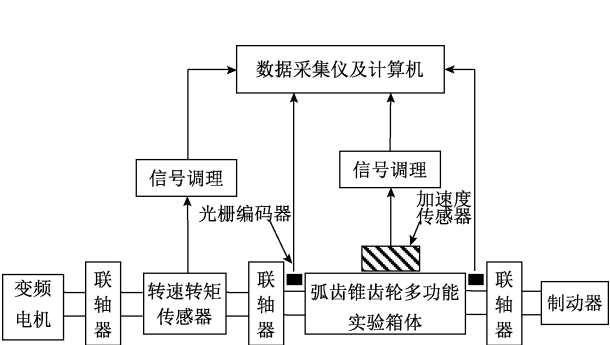


图 7 齿轮损伤实验台原理

Fig. 7 The schematic diagram of gear damage test rig

为 10 Hz,制动器负载转矩为 4 N·m。测试得到齿轮正常和损伤状态下的振动加速度信号分别如图 9 所示。

表 1 齿轮动力学建模几何参数

Table 1 The geometry parameters of dynamic modeling			
参数名称	参数值	参数名称	参数值
齿数	37	齿宽	20 mm
轮齿模数	2.5 mm	压力角	20°
弹性模量	203 GPa	齿轮质量	1.133 kg
转动惯量	$2.813 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$	支撑径向刚度	$6.56 \times 10^8 \text{ N/m}$
支撑径向阻尼	$1.8 \times 10^3 \text{ N} \cdot \text{s/m}$	啮合间阻尼系数	67
摩擦系数	0.02	输入转速	600 RPM

从图 9 中可以看出,损伤齿轮振动信号整体幅值相比正常的齿轮更大,进一步,分别对正常和损伤齿轮的振

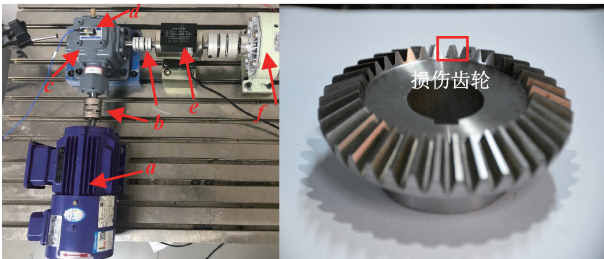


图 8 齿轮损伤实验台

Fig. 8 The experiment rig of gear damaged

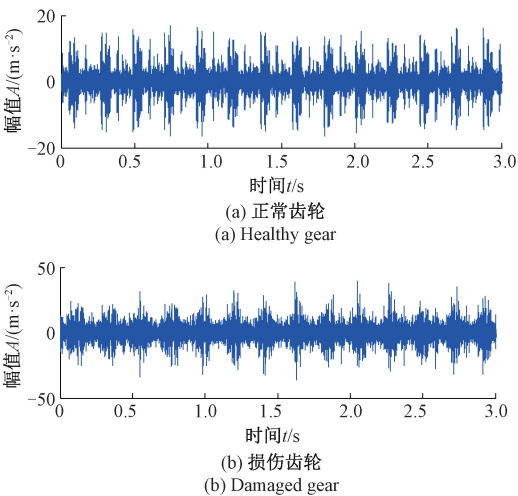


图 9 齿轮实验台振动信号

Fig. 9 The vibration signal of gear experiment

动加速度信号进行幅值谱和包络谱分析,如图 10 所示。对比两者的幅值谱可以观察到,损伤齿轮的啮合频率高次谐波周围出现明显的边频带;同时,观察包络谱分析结果,发现表征损伤特性的旋转轴频率特征并不明显,代表齿轮损伤特征信息的旋转轴频率 f_s 的幅值大小相对接近。

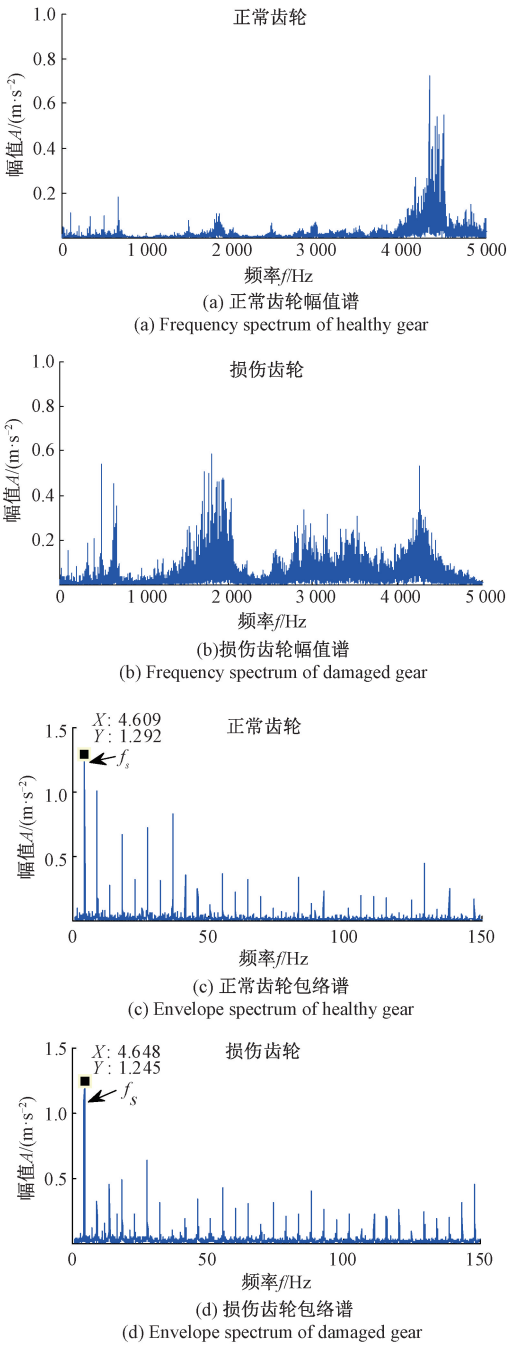


图 10 振动加速度信号谱分析

Fig. 10 The spectrum analysis of vibration signal

选用 WPD 对齿轮损伤信号进行 3 层分解,将信号分解到 $2^3=8$ 个频段,频段之间的能量占比如图 11 (a) 所

示,从图中观察到第 7 频段的能量占比较高,包含了较多的故障特征信息,但其他频段仍然具有一定比例的能量占比。因此,采用本文所提方法,构建物理基模型并对 WPD 进行小波基优化筛选,结合实验台采集所得的振动信号,修正小波包分解系数,用修正后的重构信号拟合处理齿轮损伤振动信号,分解后的各频段能量占比如图 11 (b) 所示,可以看出经过优化筛选处理后,齿轮损伤特征信息被集中到高能占比的第 7 频段,其时域波形如图 12 (a) 所示,通过对比原始信号时域波形,图中可以观察到清晰地调制脉冲现象。

进一步,对处理重构后的信号进行包络谱分析如图 12 (b) 所示,代表损伤特征的旋转轴频率 $f_s=5$ Hz 及其倍频 $n \cdot f_s (n=3,4,5)$ 处的谱线比较明显,且谱线幅值均高于原始信号轴频的幅值(如图 10 (d)),主要原因是干扰噪声及啮合调制信息被滤去,而损伤齿在转轴每旋转一周的损伤脉冲特性被放大。因此,本文方法提取的重构信号包含了丰富的齿轮故障信息,可以有效地提取和表征齿轮的故障特征信息。

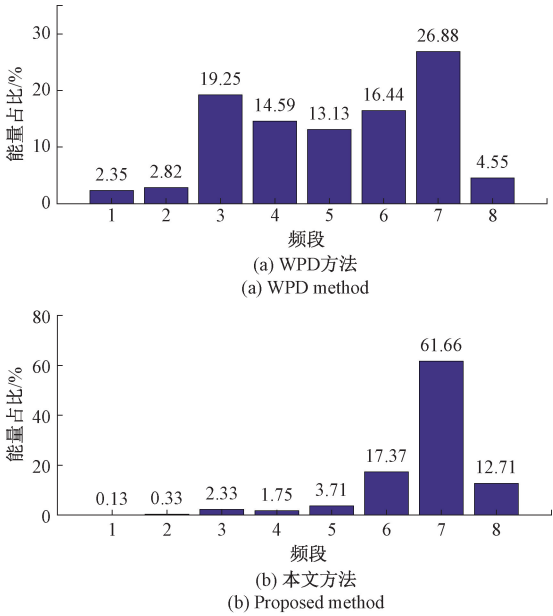


图 11 信号分解处理后各分量能量占比

Fig. 11 The energy proportion of each component

2.2 工程信号分析

为避免实验信号分析结论造成的偶然性,本节针对藁头收获机主传动齿轮箱进行实地藁头耕收测试验证。工程实验与振动信号测试过程如图 13 所示。藁头收获机主齿轮箱的传动比为 2 : 1,设定从动轮为损伤齿轮,振动加速度传感器安装在从动轮轴承座上方,采样频率设为 4 096 Hz,采样时间 8 s,拖拉机匀速传递转速为 500 r/min 左右,通过数据采集系统得到收获机耕收过程

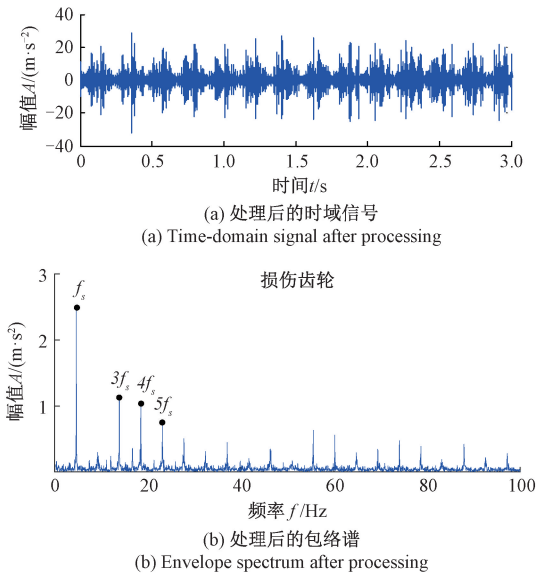


图 12 实验信号经物理模型驱动优化 WPD 处理后的结果
Fig. 12 The time-domain signal and envelope spectrum of experiment results after proposed method processing

中振动加速度信号,如图 14 所示。



图 13 蒜头收获机齿轮箱故障诊断实验
Fig. 13 Fault diagnosis experiment for gear box of chinese onion harvester

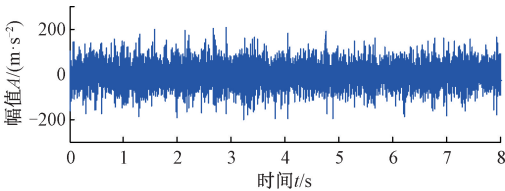


图 14 收获机齿轮箱振动信号

Fig. 14 The vibration signal of harvester gearbox

首先,采用本文方法比照蒜头收获机齿轮箱齿轮以构建物理基模型并进行小波基优化筛选,采用修正后的

重构信号处理收获机齿轮损伤振动信号,各频段能量占比如图 15(a)所示。图 15(b)为能量占比最高的第 6 频段时域信号,从图中可以看出,相比于原始振动信号,干扰信息已经被滤去,能够观察明显的脉冲调制特征。同时,分别对能量占比较高的第 5、6、7 频段进行包络谱分析,如图 16 所示。从图 16 中可以看出,对比图 16(a)的原始信号包络谱,经过最优小波基筛选后处理的振动信号包络谱在转频 f_s 及其 2 倍频处存在幅值很大的谱线,第 6 频段的转频 f_s 处的谱线幅值要大于第 5 和第 7 频段的转频处幅值,与图 11 的能量占比分布情况相一致;根据上述谱线分布情况和转频幅值的大小可以判定主动传动齿轮箱存在一定的故障,通过实际故障信号分析验证了本文方法的有效性。

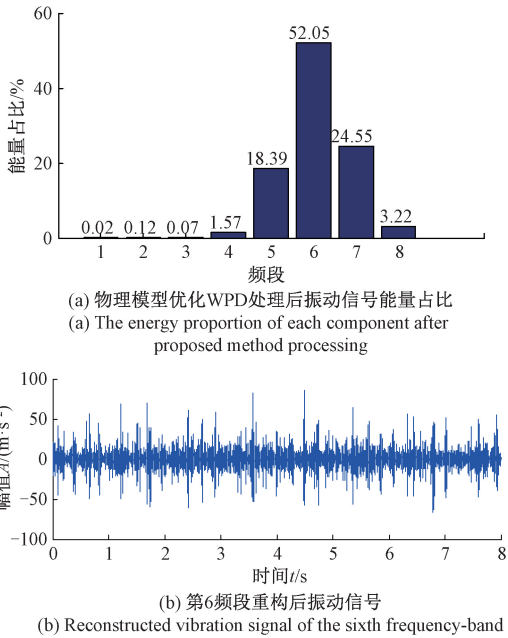


图 15 工程信号后经物理模型优化 WPD 处理后的结果振动信号能量占比

Fig. 15 The time-domain signal and envelope spectrum of practice results after proposed method processing

3 结 论

本文结合齿轮动力学建模、优化理论与小波包分解方法,提出一种基于物理模型驱动优化 WPD 的方法。针对小波包分解以特定频窗口分析信号的特点,本文以目标齿轮对象为原型建立齿轮动力学模型,通过研究物理基响应与实际齿轮振动信号之间的关系,建立优化模型,筛选提取最优小波基函数,通过对实验信号和工程信号的分析,得到如下结论:

1) 本文所提出的方法能够为 WPD 提供准确的基函

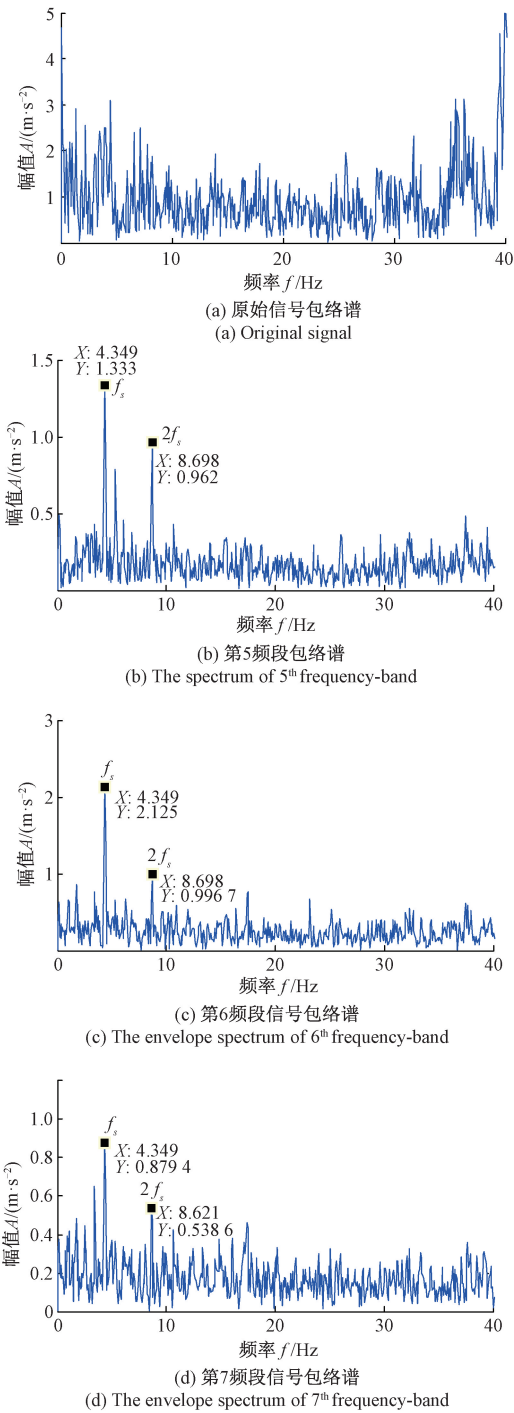


图 16 不同重构分量信号包络谱

Fig. 16 The envelope spectrum of different reconstructed component signal

数参数,提高 WPD 提取齿轮损伤特征的性能;针对弧齿锥齿轮裂纹故障振动信号特点,本文对齿轮实验信号和工程信号进行特征提取和故障分析,根据谱线分布情况和转频处的幅值大小,说明了本文方法可以有效地对藁头收获机主动传动齿轮故障进行诊断。

2) 本文所提方法能够有效地解决 WPD 方法缺乏自适应提取特征的缺陷,但在齿轮动力学建模方法,还存在一些问题需要完善,如建模过程计算量大,研究对象更换后需要重新建模等问题。随着这些问题的深入研究,本文方法将得到广泛的应用。

参考文献

[1] 习晨博, 杨光友, 刘浪, 等. 基于 SDAE-BP 的联合收割机作业故障监测. 农业工程学报, 2020, 36(17): 46-53.

XI CH B, YANG G Y, LIU L, et al. Operation faults monitoring of combine harvester based on SDAE-BP [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(17): 46-53.

[2] 吴家腾, 杨宇, 程军圣. 基于解析有限元的齿根裂纹时变啮合刚度计算方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(23): 56-62.

WU J T, YANG Y, CHENG J SH. The time-varying mesh stiffness calculation for gear tooth crack based on analytical-finite element method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(23): 56-62.

[3] PAN H, XU H, ZHENG J, et al. Multi-class fuzzy support matrix machine for classification in roller bearing fault diagnosis [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 51: 101445.

[4] 李威, 童成彪, 吴家腾, 等. 基于多源信号的单向阀内泄漏预测研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 222-230.

LI W, TONG CH B, WU J T, et al. Research on internal leakage prediction in check valve based on multi-source signals [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 222-230.

[5] MUHAMMAD U, ZULQURNAIN S, MUHAMMAD R, et al. Design of intelligent computing solver with Morlet wavelet neural networks for nonlinear predator-prey model [J]. Applied Soft Computing, 2023, 134: 109975.

[6] KANKAR P K, SHARMA S C, HARSHA S P. Fault diagnosis of rolling element bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform [J]. Neurocomputing, 2013, 110: 9-17.

[7] GUO Y, CHEN X, WANG W. Fault diagnosis of fuel pump based on wavelet denoising and deep learning [C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2022, 2216(1): 012050.

[8] RAVIKUMAR K N, MADHUSUDANA C K, KUMAR H, et al. Classification of gear faults in internal combustion (IC) engine gearbox using discrete wavelet transform features and K star algorithm [J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2022,

- 30:101048.
- [9] HAN B, ZHOU Y, YU G. Second-order synchro extracting wavelet transform for nonstationary signal analysis of rotating machinery [J]. *Signal Processing*, 2021, 176(6):108123.
- [10] XIONG S, ZHOU H, HE S, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing based on the wavelet packet transform and a deep residual network with lightweight multi-branch structure [J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(8):085106.
- [11] ZHAO M, FU X, ZHANG Y, et al. Highly imbalanced fault diagnosis of mechanical systems based on wavelet packet distortion and convolutional neural networks [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 51:101535.
- [12] HAO W, ZHANG Q, SHANG M, et al. Extreme learning machine-based classifier for fault diagnosis of rotating machinery using a residual network and continuous wavelet transform [J]. *Measurement*, 2021, 183:109864.
- [13] XIAO M, ZHANG W, ZHAO Y, et al. Fault diagnosis of gearbox based on wavelet packet transform and CLSPSO-BP [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(8):11519-11535.
- [14] 袁静, 魏颖, 瞿艳阳, 等. 自适应多小波混合构造方法及在故障诊断中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2016(23):6-13.
- YUAN J, WEI Y, ZI Y Y, et al. Construction method of adaptive multi wavelet hybrid and its application in fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016(23):6-13.
- [15] VIKASH K, ANURAG K, SANJEEV K, et al. TVMS calculation and dynamic analysis of carburized spur gear pair [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 166:108436.
- [16] HE S, CHO S, SINGH R. Prediction of dynamic friction forces in spur gears using alternate sliding friction formulations [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2008, 309:843-851.
- [17] JINHAI W, JIANWEI Y, YUNLEI L, et al. Analytical investigation of profile shifts on the mesh stiffness and dynamic characteristics of spur gears [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, 167:104529.
- [18] CHEN Z, ZHOU Z, ZHAI W, et al. Improved analytical calculation method of spur gear mesh excitations with tooth profile deviations [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2020, 149:103838.
- [19] 白泉, 韩晶晶, 盛国华, 等. 地震动反应谱拟合过程中小波基函数的选取 [J]. *地震学报*, 2015(37):1037-1044.
- BAI Q, HAN J J, SHENG G H, et al. Selection of wavelet basis function in the simulation of seismic response spectrum [J]. *Acta Seismologica Sinica*, 2015(37):1037-1044.
- [20] 那睿, 胡纯, 郑德智, 等. 综合频率响应特征和权重系数的自适应脑机接口技术 [J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(5):154-163.
- NA R, HU CH, ZHENG D ZH, et al. Research on the adaptive brain computer interface technology of synthesizing frequency response characteristics and weight coefficients [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(5):154-163.

作者简介



吴家腾, 2020 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南农业大学机电工程学院讲师, 主要研究方向为设备状态监测及故障诊断。

E-mail: Jiat_wu@126.com

Wu Jiateng received his Ph. D. degree from Hunan University in 2020. He is now a lecturer in Hunan Agriculture University. His main research interests include mechanical devices condition monitoring and fault diagnosis.



徐新明 (通信作者), 2015 年于同济大学获得博士学位, 现为湖南农业大学机电工程学院讲师, 主要研究方向为机电液控制系统、系统状态监测。

E-mail: 4178348@qq.com

Xu Xinming (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tongji University in 2015. He is now a lecturer in Hunan Agriculture University. His main research interests include electromechanical and hydraulic control systems and system condition monitoring.