

基于ITD-WPT的齿轮裂纹冲击信号降噪方法

吴东昊^{1,2} 刘丽娟^{1,2} 马立勇^{1,2} 康凯^{1,2} 严泽旭³

(1. 河北建筑工程学院 机械工程学院, 张家口 075000)

(2. 河北省装配式建筑预制构件产线智能化技术创新中心, 张家口 075000)

(3. 天津忠旺铝业有限公司, 天津 301729)

摘要:【目的】针对利用传统降噪方法处理齿轮裂纹冲击信号时降噪效果欠佳、关键特征保留不足的问题, 提出一种融合固有时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)与小波包变换(Wavelet Packet Transform, WPT)的降噪方法(ITD-WPT)。【方法】首先, 采用ITD将含噪信号分解为若干固有旋转(Proper Rotation, PR)分量, 通过识别异常PR分量分离含噪高频分量, 为精准降噪奠定基础; 其次, 利用WPT对含噪高频分量进行多尺度分解, 通过精细阈值处理提取小波包系数, 实现噪声精准抑制; 然后, 重构小波包去噪分量, 结合无噪低频分量, 采用ITD进行信号重构, 获得高质量降噪信号; 最后, 将该方法应用于仿真裂纹齿轮信号与试验断齿信号, 与滑动平均、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、小波降噪等经典方法进行对比验证。【结果】结果表明, 该方法降噪效果显著优于对比方法: 噪声方差为50时, 信噪比达9.490 dB, 相关系数为0.944; 方差为100时, 信噪比为4.012 dB, 相关系数为0.838, 且能有效保留信号冲击特征。研究可为齿轮裂纹冲击信号降噪提供参考。

关键词: 固有时间尺度分解; 小波包变换; 齿轮裂纹; 冲击信号; 降噪方法

中图分类号: TH132; TN911 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2026.03.020

0 引言

齿轮系统作为机械传动中的关键组件, 在复杂工况、过载作业、安装误差及润滑不足等多重不利因素的作用下易产生裂纹故障, 形成具有特定特征的冲击信号。这类信号蕴含着关键的故障信息, 但由于旋转机械设备结构复杂且工作环境多变, 各类激励源产生的信号相互干扰, 导致齿轮裂纹故障引起的冲击特征信息变得微弱且容易被淹没在强背景信号和噪声中, 使得故障信息的识别与提取工作面临巨大挑战。

主要的信号降噪方法有滑动平均法、Savitzky-Golay法、有限冲激响应(Finite Impulse Response, FIR)滤波器、无限冲激响应(Infinite Impulse Response, IIR)滤波器、小波去噪方法和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)。滑动平均法^[1]是一种基于时域的信号平滑技术, 其核心在于选取目标点附

近的 N 个采样点, 通过计算这 N 个点的算术平均值替代原点的值, 从而达到平滑信号、减少噪声的目的。Savitzky-Golay法^[2-3](平滑滤波器)是对滑动平均法的深化和发展, 基于时域多项式拟合原理, 通过拟合曲线来消除噪声, 具有更好的信号保真度。FIR滤波器^[4]通过对 N 个采样数据进行加权和平均, 实现对信号的滤波处理; 其稳定性高, 易于实现线性相位, 且能灵活设计多通带或多阻带滤波器。这些特点使得FIR滤波器在信号处理领域具有广泛应用。与FIR滤波器不同, IIR滤波器^[5]的设计借助了模拟滤波器的技术, 它以模拟滤波器的输出为输入, 通过递归函数的形式实现滤波。相较于FIR滤波器, IIR滤波器能以较低的阶数或项数达到相同的滤波效果, 从而降低了计算复杂度, 提高了处理速度。小波滤波器^[6-7]则是一种频域滤波器, 其独特之处在于具有变分辨率的特性。在信号的低频部分, 小波滤

收稿日期: 2024-12-01

基金项目: 张家口市基础研究和人才培养计划项目(2311005A); 张家口市科协2024年度调研课题(zjkkx2024c04); 河北省研究生创新能力培养资助项目(CXZZSS2025127); 河北建筑工程学院2024研究生创新基金项目(XY2024080); 河北建筑工程学院研究生创新基金资助立项项目(XY2025033)

作者简介: 吴东昊, 男, 1995年生, 河北怀安人, 硕士, 实验师; 主要研究方向为信号处理等; wdh2147@hebiace.edu.cn。

严泽旭(通信作者), 男, 1993年生, 河北乐亭人, 工程师; 主要研究方向为齿轮故障诊断等; yanzx@zhongwangtj.com。

引用格式: 吴东昊, 刘丽娟, 马立勇, 等. 基于ITD-WPT的齿轮裂纹冲击信号降噪方法[J]. 机械传动, 2026, 50(3): 179-186.

WU Donghao, LIU Lijuan, MA Liyong, et al. Noise reduction method for gear crack impact signals based on ITD-WPT[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2026, 50(3): 179-186.



免费获取

波器提供较低的时域分辨率和较高的频率分辨率；而在高频部分，则提供较高的时域分辨率和较低的频率分辨率。这种特性使得小波滤波器在保留高频信号信息的同时，能有效抑制低频处的噪声干扰，尤其适用于处理非单一频率和非周期变化的信号。经验模态分解^[8-9]是一种自适应信号时频处理方法，将复杂信号分解成若干个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和残余分量，其中每个IMF代表信号中的一个振荡模式，从而实现对信号的降噪处理。这种方法在处理非线性和非平稳信号时表现出色。

尽管现有的降噪方法各具特色，但它们均存在一定的局限性。滑动平均去噪方法作为一种全局滤波方法，在处理过程中易将高频信号作为噪声而滤除，导致高频信息丢失，而低频信号则可能因滤波不足而保留过多噪声。Savitzky-Golay法在噪声频率较高、信号频率较低时表现更佳，但随着拟合次数的增加，其在低频区域的滤波效果逐渐减弱。FIR和IIR两种滤波器作为常见的数字滤波器，同样存在一定的弊端。FIR滤波器计算速度较慢，限制了其在实际应用中的实时性；而IIR滤波器存在非线性相位、延迟和稳定性问题，使得设计过程复杂且难以保证滤波效果。小波去噪方法则存在交叉项问题，且计算量大，难以实现实时处理。此外，小波分解主要针对低频成分进行细分，对高频成分的分解能力有限，导致高频信息可能丢失。同时，小波去噪方法^[10-11]的效果还受制于阈值的选择和分解层数的确定，这进一步增加了其应用的难度。EMD^[12]在分解过程中高度依赖于信号极值点的检测，而噪声易改变信号极值点的分布，导致EMD抗噪性能较差。此外，EMD^[13-14]还存在端点效应、模式混叠等问题，限制了其在齿轮裂纹冲击信号降噪处理中的应用。

为解决上述问题，本文提出ITD-WPT降噪方法。固有时间尺度分解^[15-17](Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)作为高效自适应信号分解方法，计算效率高、分解速度快，适用于非线性非平稳信号处理。而小波包变换^[18-19](Wavelet Packet Transform, WPT)为小波变换的扩展形式，时频分辨率高，能精细划分频带，可有效捕捉信号高、低频信息。通过融合两者优势，可精准捕捉齿轮故障瞬态冲击成分，提升耦合模型降噪能力，为齿轮故障诊断提供可靠分析手段。

1 研究思路与方法

1.1 研究思路

研究思路如图1所示。

1) 采用ITD对含噪复杂信号 X_i 进行预分解，得到若干个固有旋转(Proper Rotation, PR)分量和1个

趋势项。

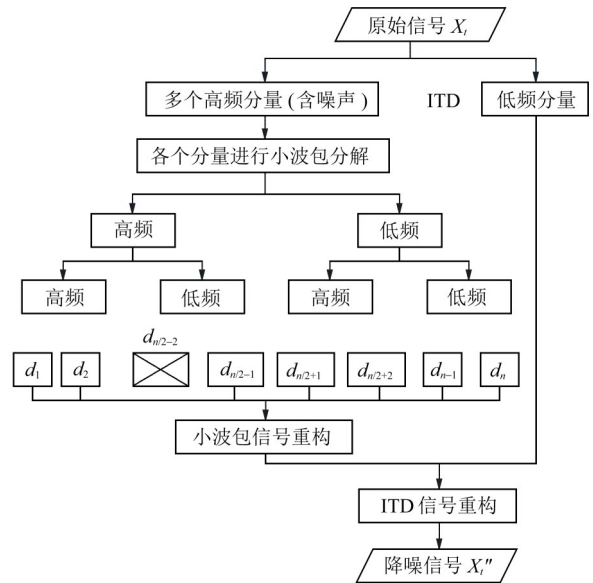


图1 固有时间尺度分解-小波包变换降噪流程图

Fig. 1 Flow chart of the ITD-WPT noise reduction

2) 利用式(1)计算各个PR分量的能量矩，并以各能量矩为元素构造信号 X_i 的归一化特征向量 T 。

$$E_i = \sum_{k=1}^n (k\Delta t) |c_i(k\Delta t)|^2, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$T = \frac{[E_1, E_2, \dots, E_n]}{\sum_{i=1}^n E_i} \quad (2)$$

3) 将 X_i 的特征向量 T 与理想信号的特征向量进行对比分析，识别出第 k 个异常的PR分量；随后，提取前 k 个PR分量得到 X'_i ， X'_i 为含有噪声的分量。

4) 小波包分解：利用小波包变换对 X'_i 进行4层小波包分解。

5) 阈值处理：对分解的各层系数进行阈值处理，获取小波包系数的估计值。

6) 信号重构：利用降噪处理后的小波包系数进行小波包重构，获得去噪后的信号分量；随后，将其与不含噪声的信号分量进行ITD信号重构，得到降噪信号 X''_i 。

1.2 研究方法

1.2.1 ITD方法

ITD方法是FREI等^[20]提出的非线性、非平稳信号时频分析方法，可自适应将复杂信号分解为若干个PR分量和1个趋势项。具体步骤^[21]如下：

1) 确定信号 $X_i(t \geq 0)$ 的极值 X_k 及对应的时刻 τ_k ($k=1, 2, \dots, M$, M 为所有极值点个数)。

2) 定义信号的分段线性基线提取算子 L 为

$$LX_i = L_i = L_k + \left(\frac{L_{k+1} - L_k}{L_{k+2} - L_k} \right) (X_i - X_k), t \in (\tau_k, \tau_{k+1}] \quad (3)$$

其中，

$$L_{k+1} = \alpha [X_k + (\frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k})(X_{k+2} - X_k)] + (1 - \alpha)X_{k+1},$$

$$k = 1, 2, \dots, M - 2 \quad (4)$$

式中, $0 < \alpha < 1$, 一般的, $\alpha = 0.5$ 。

3) 定义一个PR分量提取算子 H , 则 $H_i^1 = HX_i = X_i - LX_i = X_i - L_i^1$, 为分离出来的频率最高的PR分量。将基线信号 L_i 作为原始信号, 重复上述步骤, 直到基线信号 L_i^p 为一单调或常函数。原始信号被分解为

$$X_i = LX_i + HX_i = HX_i + (H + L)LX_i =$$

$$[H(1 + L) + L^2_{k=0}]X_i = (H \sum_{k=0}^{p-1} L^k + L^p)X_i =$$

$$H_i^1 + H_i^2 + H_i^3 + \dots + H_i^p + L_i^p \quad (5)$$

式中, H_i^k 为第 k 个PR分量; L_i^p 为单调趋势或残余项。

根据ITD方法^[22]可知, ITD通过线性变换定义基线, 避开EMD中的样条拟合, 缩短计算时间并降低累积误差, 具有端点效应小、计算效率高的优势。

1.2.2 能量假设

基于信号处理理论与能量衰减规律, 提出以下假设用于含噪分量识别:

- 1) 信号中的噪声成分主要分布在高频成分中。
- 2) 理想信号的各分解分量的能量占比随着分解阶次的递增而呈现单调递减的趋势。

基于上述假设, 对于含噪信号, 当某阶分解分量的能量占比不再满足单调递减的规律时, 则将该阶及更高阶分解分量判定为含噪分量。

对齿轮裂纹信号的ITD结果进行说明, 如图2所示。图2中, 绿色曲线为仿真获得的无噪裂纹齿轮信号, 这些分量呈现出一个显著特征: 随着分解阶次的递增, 其能量占比呈现出单调递减的趋势。然而, 当信号中混入白噪声后, 这一能量占比单调递减的规律便不再满足。具体而言, 从第3个分量开始, 能量占比的单调下降趋势被显著打破。因此, 将分量1~3判定为含噪分量。

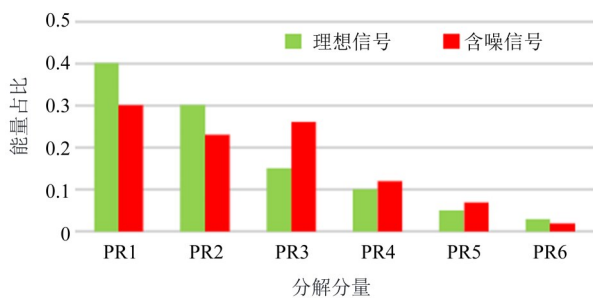


图2 能量占比图

Fig. 2 Chart of the energy proportion

1.2.3 WPT方法

小波包变换^[23-24]对小波变换未细分的高频部分进一步分解, 可更有效区分有用信号与噪声, 其分解

与重构算法^[25]如下:

定义子空间 U_j^n 是函数 $U_n(t)$ 的闭包空间, U_j^{2n} 是函数 $U_{2n}(t)$ 的闭包空间, 令 $U_n(t)$ 满足

$$\begin{cases} U_{2n}(t) = \sum_m h(m)U_n(2t - m) \\ U_{2n+1}(t) = \sum_m g(m)U_n(2t - m) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $g(m) = (-1)^m h(1 - m)$ 。

基于式(6), 可推导得到小波包的多尺度分解递推算算法, 实现信号从时域到多尺度频域的逐层分解:

$$\begin{cases} d_i^{j, 2^n} = \sum_m h_{m-2^j} d_m^{j-1, n} \\ d_i^{j, 2^{n+1}} = \sum_m g_{m-2^j} d_m^{j-1, n} \end{cases} \quad (7)$$

小波包重构为小波包分解的逆过程, 即由 $\{d_i^{j, 2^n}\}$ 与 $\{d_i^{j, 2^{n+1}}\}$ 求 $\{d_i^{j-1, n}\}$, 可得小波包重构算法:

$$d_i^{j-1, n} = \sum_m (h_{i-2^j} d_i^{j, 2^n} + g_{i-2^j} d_i^{j, 2^{n+1}}) \quad (8)$$

式中, $d_i^{j, n}$ 为第 j 层小波包分解的第 n 个子空间的第 i 个小波包系数。

在设定分解尺度为3的条件下, 信号 S 的小波包分解如图3所示。

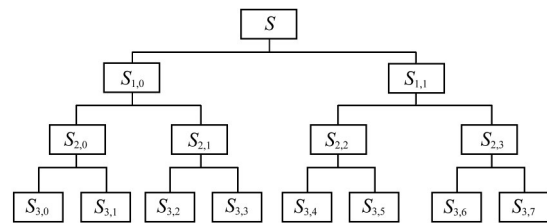


图3 小波包3层分解

Fig. 3 3-level wavelet packet decomposition

图3中, S 表示原始信号; $S_{j,n}$ (j 为分解到的层级深度, n 为第 j 层的子空间序号)表示小波包子空间。与小波分解相比, 小波包分解能够对分解结果中的高频部分进一步分解, 使得原始信号被分解到 2^3 个小波包子空间中, 形成层次清晰的二叉树结构。

2 验证与分析

为了验证本文所提出的基于ITD-WPT的齿轮裂纹冲击信号降噪方法的有效性, 本小节将采用仿真裂纹齿轮信号和试验断齿信号进行实证检验。同时, 将滑动平均、小波降噪和EMD降噪这3种经典降噪方法作为对比对象, 对降噪效果进行对比分析。

2.1 仿真裂纹齿轮信号分析

首先, 基于集中质量模型, 建立裂纹齿轮系统动力学仿真模型, 如图4(a)所示^[26]。其中, 齿轮简化为集中质量点, 齿轮轴由Timoshenko梁单元模拟, 齿轮之间采用弹簧阻尼单元模拟。本文采用基于断裂力学扩展获得的裂纹路径, 相比假设的裂纹路径更具真实性, 如图4(b)所示。

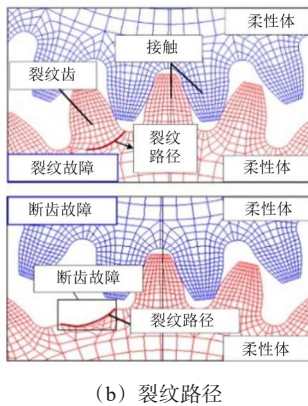
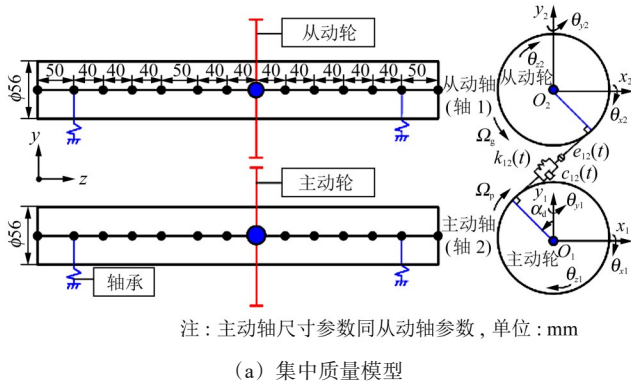


图4 裂纹齿轮模型

Fig. 4 Cracked gear model

仿真获得的裂纹齿轮动力学响应的时域和频域信号分别如图5(a)、图5(b)所示。由图5(a)可知，周期性冲击特征明显，其间隔时间与裂纹齿轮转频周期一致。由图5(b)可知，啮频 f_c 与转频 f_s 调制产生边频成分。为了进一步验证本文降噪方法的有效性，在仿真信号中加入了方差为50和100的白噪声，如图5(c)所示。信号中出现了明显的噪声干扰成分，这为后续的降噪处理提供了必要的测试条件。

采用本文降噪方法对含噪信号进行处理后，将降噪信号与仿真信号进行对比，如图6所示。降噪信号与原始信号在整体趋势上表现出高度的一致性，尤其是在冲击位置处，时域信号几乎完全重合。这一对比结果充分验证了本文降噪方法的有效性和准确性。

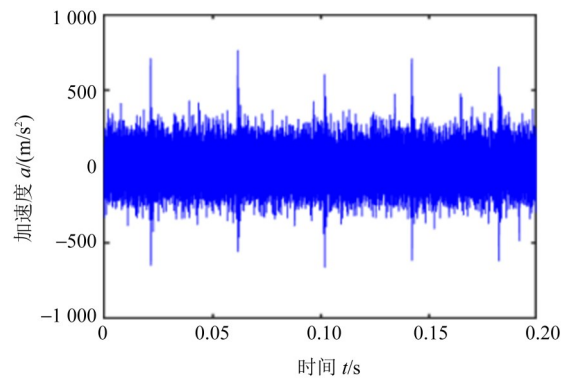
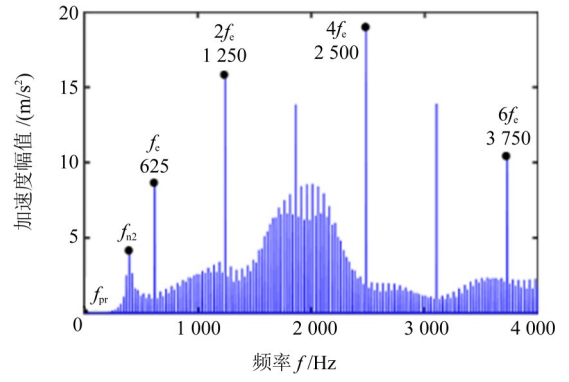
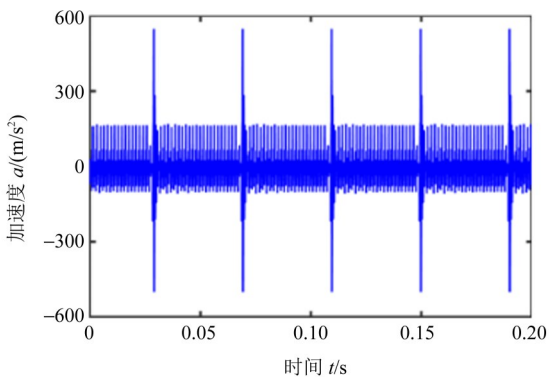


图5 裂纹齿轮仿真信号与加噪信号

Fig. 5 Simulated and noisy signals of the cracked gear

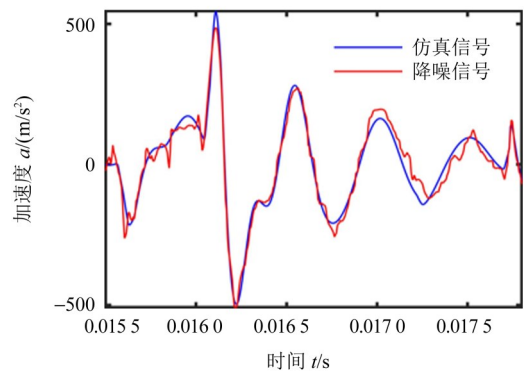
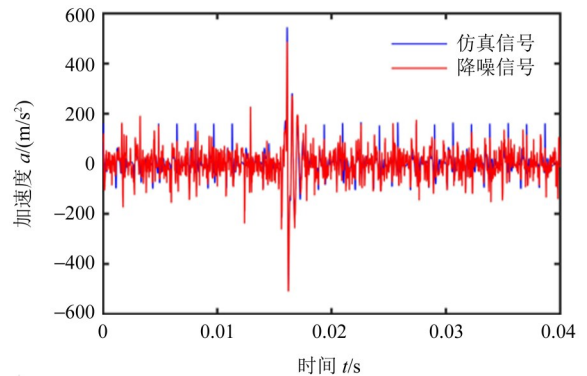
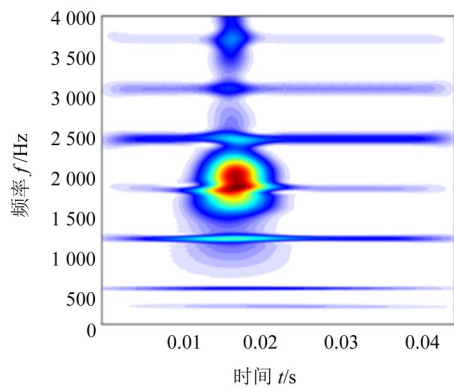


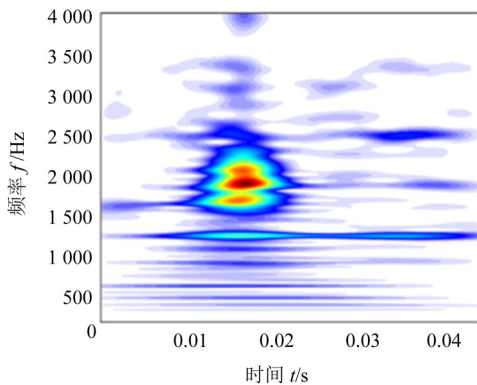
图6 仿真信号与固有尺度分解-小波包变换降噪信号

Fig. 6 Simulated and ITD-WPT denoised signals

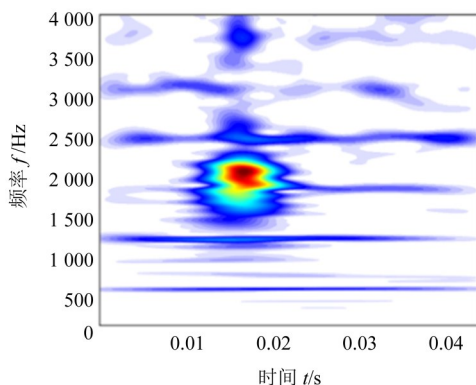
为了进一步验证本文方法的有效性, 采用离散小波变换对理想仿真信号、小波降噪信号和本文方法降噪信号进行了时频分析, 结果分别如图7(a)~图7(c)所示。由图7可知, 与传统的小波降噪方法相比, 本文方法在时频面展现出了更为优越的能量聚集性, 其主要频率成分与原始信号保持了良好的一致性。反观小波降噪方法, 其在高频段的降噪效果较差, 这主要是因为小波分解主要聚焦于低频成分的逐层分解, 而对高频成分的处理能力有限。本文采用的小波包分解能够有效弥补这一不足, 从而在高频段实现了显著的降噪效果。



(a) 仿真信号时频图



(b) 小波降噪信号时频图



(c) ITD-WPT降噪信号时频图

图7 不同方法降噪信号的时频结果

Fig. 7 Time-frequency results of denoised signals by different methods

为了详细比较不同降噪方法对齿轮裂纹冲击信号的降噪效果, 计算了滑动平均降噪方法、EMD降噪方法、小波降噪方法和本文方法在不同噪声水平(白噪声方差分别为50和100)下对裂纹齿轮冲击信号进行降噪后的信噪比与相关系数, 结果如表1所示。

表1 不同降噪方法的降噪效果

Tab. 1 Denoising effects of different denoising methods

噪声方差	信号指标	噪声信号	滑动平均	EMD降噪	小波降噪	本文方法
50	信噪比/dB	0.661	7.427	6.713	5.968	9.490
	相关系数	0.734	0.917	0.867	0.902	0.944
100	信噪比/dB	-5.406	1.235	0.662	3.210	4.012
	相关系数	0.471	0.757	0.728	0.733	0.838

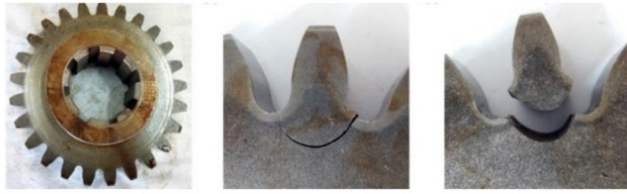
由表1可知, 本文方法在信噪比和信号相关性方面均优于其他方法, 充分证明了其优越的性能。此外, 进一步分析其他降噪方法在不同场景下的表现可以发现, 滑动平均降噪法在处理低方差噪声时表现出良好的降噪效果, 能够有效减弱轻微噪声的影响; 而小波降噪方法在面对高强度噪声时更具适用性, 能够较好地提取出被强噪声掩盖的信号特征。

2.2 试验断齿齿轮信号分析

进一步采用断齿齿轮试验信号进行分析, 以验证本文降噪方法的有效性。采集了齿轮疲劳试验机齿轮断齿过程中的振动冲击信号, 疲劳试验机和断齿齿轮如图8所示。该齿轮疲劳试验机由单级直齿轮减速器、陪转齿轮箱、转矩离合器和加载装置等组成。采用喷油润滑方式, 并通过加载离合器施加负载; 负载转矩的设置范围为0~800 N·m。该试验机的输入转速为1492 r/min(转频 $f_{pr}=24.9$ Hz, 啮频 $f_c=621.7$ Hz), 传动比为1。振动信号采集使用灵敏度为2 mV/g的加速度传感器, 振动信号采集装置为YE6232B, 采样频率为8000 Hz, 主要采集主动轮轴承端振动信号。



(a) 齿轮疲劳试验机

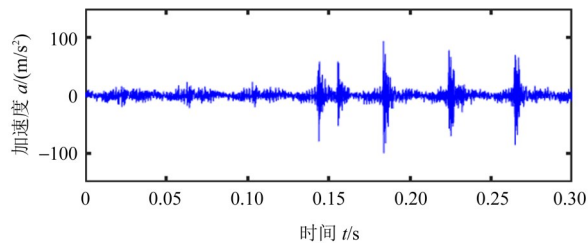


(b) 试验齿轮 (c) 裂纹齿轮 (d) 断齿齿轮

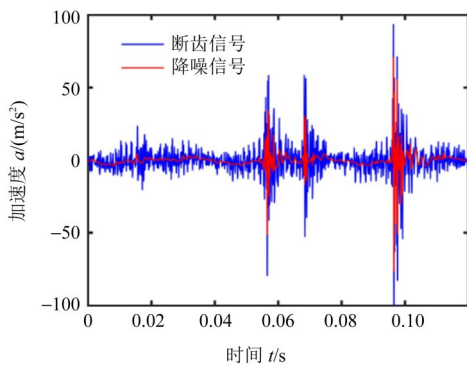
图8 齿轮疲劳试验机与断齿齿轮

Fig. 8 Gear fatigue testing machine and broken tooth gear

试验齿轮断齿过程中的振动信号如图9(a)所示。本文截取了其中一段典型冲击信号，并应用本文降噪方法进行降噪处理，降噪信号如图9(b)所示。由图9可知，降噪信号中的干扰成分显著减少，同时，信号的冲击特征得到了很好地保留和凸显。



(a) 断齿信号

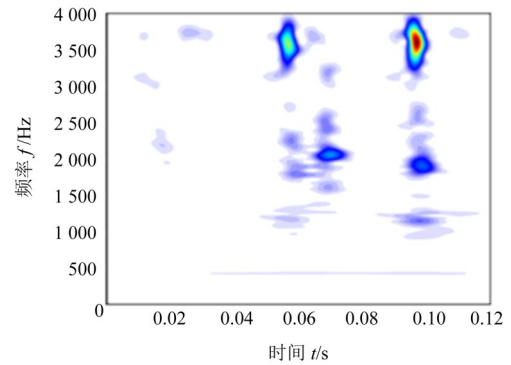


(b) ITD-WPT降噪信号

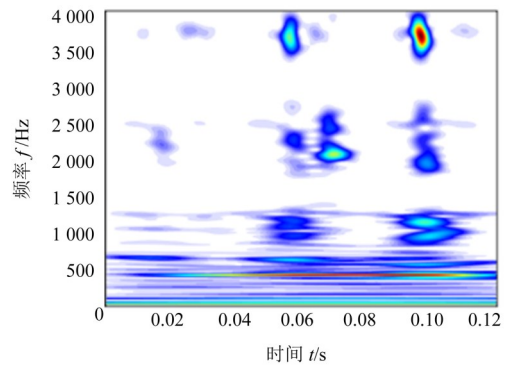
图9 断齿信号与固有尺度分解-小波包变换降噪信号

Fig. 9 Broken tooth and ITD-WPT denoised signals

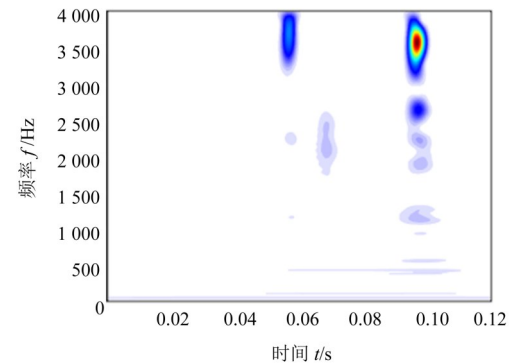
为了验证本文方法的有效性，采用离散小波变换对原始信号、滑动平均降噪信号和本文方法降噪信号的时频特征进行了对比分析，结果分别如图10(a)~图10(c)所示。由图10可知，本文方法精准地保留了原始信号中断齿瞬间产生的两个关键冲击特征峰。相比之下，滑动平均方法在低频段的降噪效果较差，且可能引入新的干扰成分。这一局限性源于滑动平均法是基于多点求平均的思路，其在处理具有突变幅值的信号时表现欠佳。



(a) 断齿信号时频图



(b) 滑动平均降噪信号时频图



(c) ITD-WPT降噪信号时频图

图10 不同方法降噪信号的时频结果

Fig. 10 Time-frequency results of denoised signals by different methods

3 结论

在齿轮裂纹冲击信号的降噪处理领域，提出一种基于ITD-WPT的齿轮裂纹冲击信号降噪方法。通过仿真与试验验证，得出如下结论：

1) 本文方法不仅能够显著降低仿真裂纹齿轮信号和试验断齿信号中的高频噪声，而且能够有效保留信号的冲击特征。

2) 与滑动平均、小波降噪和EMD降噪这3种经典降噪方法相比，本文方法在信噪比和信号相关性方面均表现出显著优势，降噪效果均优于其他方法。

参 考 文 献

- [1] 田晶,高晓岚,陈仁桢,等. 基于贝塔分布与滤波降噪算法的滚动轴承故障预警方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(12):44-54.
TIAN Jing, GAO Xiaolan, CHEN Renzhen, et al. Fault early warning method of rolling bearing based on beta distribution and filter algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12):44-54.
- [2] 李伟光,余秋霖,骆春林,等. Savitzky Golay-WPT在滚刀主轴振动信号降噪中的应用[J]. 机床与液压,2022,50(14):159-165.
LI Weiguang, YU Qiulin, LUO Chunlin, et al. Application of Savitzky Golay-WPT in vibration signal denoising of hob spindle [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(14):159-165.
- [3] 丁艺,刘韬,王振亚. 自适应加权 Savitzky-Golay 滤波的轴承早期故障特征提取[J]. 制造技术与机床,2024(6):58-66.
DING Yi, LIU Tao, WANG Zhenya. Bearing early fault feature extraction with adaptive weighted Savitzky-Golay filtering [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2024(6):58-66.
- [4] 何存富,王森,吴强,等. 基于FPGA的FIR滤波器在超声导波接收系统中信号降噪的应用[J]. 北京工业大学学报,2018,44(5):658-664.
HE Cunfu, WANG Sen, WU Qiang, et al. Application of signal denoising by using FIR filter based on FPGA in an ultrasonic guided waves receiving system [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2018, 44(5):658-664.
- [5] 范文健,毛万鑫,吴疆. 车辆加速度信号的EMD和IIR滤波联合降噪方法[J]. 振动与冲击,2021,40(20):307-312.
FAN Wenjian, MAO Wanxin, WU Jiang. Combined denoising method of vehicle acceleration signal based on EMD and IIR filtering [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20):307-312.
- [6] 徐明林. 基于小波降噪和经验模态分解的滚动轴承故障诊断[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013:21-25.
XU Minglin. Fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet denoising and empirical mode decomposition [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013:21-25.
- [7] 张斯薇. 基于小波变换的探地雷达数据去噪方法研究[D]. 淮南:安徽理工大学,2022:10-13.
ZHANG Siwei. Research on denoising method of ground penetrating radar data based on wavelet transform [D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2022:10-13.
- [8] 刘霞,黄阳,黄敬,等. 基于经验模态分解(EMD)的小波熵阈值地震信号去噪[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2016,46(1):262-269.
LIU Xia, HUANG Yang, HUANG Jing, et al. Wavelet entropy threshold seismic signal denoising based on empirical mode decomposition (EMD) [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2016, 46(1):262-269.
- [9] 徐婧雯,杨平,阴晓俊. 基于EMD分解和Levy-SSA-BP神经网络的齿轮故障诊断[J]. 机械传动,2024,48(5):152-157.
XU Jingwen, YANG Ping, YIN Xiaojun. Gear fault diagnosis based on EMD decomposition and Levy-SSA-BP neural network [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(5):152-157.
- [10] 邵忍平,曹精明,李永龙. 基于EMD小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断[J]. 振动与冲击,2012,31(8):96-101.
SHAO Renping, CAO Jingming, LI Yonglong. Gear fault pattern identification and diagnosis using time-frequency analysis and wavelet threshold de-noising based on EMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(8):96-101.
- [11] 王天阳,陶学恒,代鹏,等. 基于双树复小波的齿轮副裂纹故障检测方法[J]. 机械传动,2022,46(10):142-148.
WANG Tianyang, TAO Xucheng, DAI Peng, et al. Detection of the gear pair with crack defects based on double-tree complex wavelet [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2022, 46(10):142-148.
- [12] 杨江天,周培钰. 经验模态分解和Laplace小波在机车柴油机齿轮系故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2011,47(7):109-115.
YANG Jiangtian, ZHOU Peiyu. Fault diagnosis for gear train of locomotive diesel engine based on empirical mode decomposition and Laplace wavelet [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(7):109-115.
- [13] 张瑞,邓艾东,司晓东,等. 一种新的声发射信号消噪及故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2018,37(4):75-81.
ZHANG Rui, DENG Aidong, SI Xiaodong, et al. A new method for acoustic emission signal de-noised and fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(4):75-81.
- [14] 宁毅,魏志刚,周建雄. 基于改进EMD和小波阈值的混合机低速重载轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2020,40(6):134-139.
NING Yi, WEI Zhigang, ZHOU Jianxiong. Fault diagnosis of low-speed heavy-duty bearings of mixers based on improved EMD and wavelet threshold [J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(6):134-139.
- [15] 柏林,陆超,赵鑫. 基于ITD与ICA的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击,2015,34(14):153-156.
BAI Lin, LU Chao, ZHAO Xin. Fault diagnosis method for rolling bearings based on ITD and ICA [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(14):153-156.
- [16] 张小龙,张氢,秦仙蓉,等. 基于ITD复杂度和PSO-SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2016,35(24):102-107.
ZHANG Xiaolong, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on ITD Lempel-Ziv complexity and PSO-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(24):102-107.
- [17] 肖俊青,岳敏楠,李春,等. 基于固有尺度分解与卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J]. 机械强度,2022,44(5):1017-1023.
XIAO Junqing, YUE Minnan, LI Chun, et al. Research about fault diagnosis of bearing based on intrinsic time scale decomposition and convolutional neural network [J]. Journal of Mechanical Strength, 2022, 44(5):1017-1023.
- [18] 沙云东,陈兴武,栾孝驰,等. 基于小波包分解-峭度值指标-希尔伯特包络解调融合方法处理声发射信号的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程,2023,23(21):9315-9323.
SHA Yundong, CHEN Xingwu, LUAN Xiaochi, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on acoustic emission signal analysis by WPD-KI-HED combination method [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(21):9315-9323.

- [19] 栾孝驰,李彦徵,徐石,等. 基于小波包变换与CEEMDAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报,2024,39(5):154-168.
LUAN Xiaochi, LI Yanzheng, XU Shi, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and CEEMDAN[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(5): 154-168.
- [20] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A, 2007, 463(2078): 321-342.
- [21] 罗颂荣,程军圣,杨宇. 基于本征时间尺度分解和变量预测模型模式识别的机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(13): 43-48.
LUO Songrong, CHENG Junsheng, YANG Yu. Machine fault diagnosis method using ITD and variable predictive model-based class discrimination[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(13): 43-48.
- [22] 余建波,刘海强,郑小云,等. 基于ITD与稀疏编码收缩的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 23-29.
YU Jianbo, LIU Haiqiang, ZHENG Xiaoyun, et al. Fault feature extraction method of rolling bearings based on ITD-SCS[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 23-29.
- [23] 李瑞莲,兰媛,熊晓燕. 基于小波包变换和极限学习机的滚动轴承故障诊断[J]. 太原理工大学学报, 2017, 48(6): 959-962.
LI Ruilian, LAN Yuan, XIONG Xiaoyan. Multifault diagnosis for rolling bearings based on wavelet packet transform and extreme learning machine[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2017, 48(6): 959-962.
- [24] 马云飞,贾希胜,胡起伟,等. 基于小波包频带稀疏编码的非完备信息条件下轴承状态识别[J]. 振动与冲击, 2021, 40(23): 288-294.
MA Yunfei, JIA Xisheng, HU Qiwei, et al. Bearing state recognition based on sparse coding for wavelet packet frequency bands without complete prior knowledge[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(23): 288-294.
- [25] 吕作鹏,罗健,杨晓彤,等. 基于小波包和EMD的HHT时频分析方法在航空试验器轴承故障诊断中的应用[J]. 测控技术, 2022, 41(10): 17-25.
LYU Zuopeng, LUO Jian, YANG Xiaotong, et al. Application of HHT time-frequency analysis technology in aeronautical test-rig bearing fault diagnosis based on wavelet packet and EMD[J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(10): 17-25.
- [26] 逢旭. 考虑裂纹齿轮副刚度激励影响的齿轮系统振动特性研究[D]. 沈阳:东北大学, 2015: 57-61.
PANG Xu. Study on vibration characteristics of gear system considering the influence of stiffness excitation of cracked gear pair[D]. Shenyang: Northeastern University, 2015: 57-61.

Noise reduction method for gear crack impact signals based on ITD-WPT

WU Donghao^{1,2} LIU Lijuan^{1,2} MA Liyong^{1,2} KANG Kai^{1,2} YAN Zexu³

(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Architecture, Zhangjiakou 075000, China)

(2. Hebei Technology Innovation Center for Intelligent Production Line of Prefabricated Building Components, Zhangjiakou 075000, China)

(3. Tianjin Zhongwang Aluminum Industry Co., Ltd., Tianjin 301729, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the problems of poor denoising effect and insufficient retention of key features when traditional denoising methods process gear crack impact signals, a denoising method (ITD-WPT) integrating intrinsic time-scale decomposition (ITD) and wavelet packet transform (WPT) was proposed to achieve efficient denoising and accurate feature retention of gear crack impact signals. [Methods] Firstly, the noisy signal was decomposed into several proper rotation (PR) components by ITD, and high-frequency components containing noise were separated by identifying abnormal PR components to lay a foundation for precise denoising. Secondly, WPT was used for multi-scale decomposition of the noisy high-frequency components, and wavelet packet coefficients were extracted through refined threshold processing to achieve accurate noise suppression. Then, the wavelet packet denoised components were reconstructed, and signal reconstruction was performed using ITD combined with noise-free low-frequency components to obtain high-quality denoised signals. Finally, the method was applied to simulated cracked gear signals and test broken tooth signals, and comparative verification was conducted with classical methods such as moving average, empirical mode decomposition (EMD) and wavelet denoising. [Results] The results show that the denoising effect of this method is significantly superior to the comparative methods: when the noise variance is 50, the signal-to-noise ratio (SNR) reaches 9.490 dB and the correlation coefficient is 0.944; when the variance is 100, the SNR is 4.012 dB and the correlation coefficient is 0.838. Moreover, it could effectively retain the impact characteristics of signals, providing a reference for the denoising of gear crack impact signals.

Key words: Intrinsic time-scale decomposition; Wavelet packet transform; Gear crack; Impact signal; Noise reduction method
(编辑: 李凯阳)