

基于参数优化MOMEDA和Teager能量算子的行星轮故障诊断

阙珊珊

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2025年4月1日; 录用日期: 2025年5月1日; 发布日期: 2025年5月8日

摘要

针对强背景噪声环境下行星系统行星轮故障特征信息微弱, 鉴于Teager能量算子在故障特征提取方面的局限性, 本文提出了一种结合参数优化的多点最优最小熵解卷积(MOMEDA)与Teager能量算子的行星轮点蚀故障特征提取新方法。该方法首先对故障信号实施MOMEDA解卷积处理, 随后通过分析多点峭度谱图来辨识故障信号中的周期性成分。采用Teager能量算子增强故障冲击特征, 削弱干扰信号, 进而得到Teager能量谱。对比能量谱图与理论计算的故障特征频率, 识别行星轮故障特征。在实际AT变速器关键部件故障信号特征提取台架试验中, 将该方法应用于多排行星轮系统齿轮点蚀故障中进行验证, 试验结果证明能实现行星轮故障特征的准确提取。

关键词

MOMEDA, 特征提取, Teager能量算子, 参数优化

Planetary Gear Fault Diagnosis Based on Parameter Optimization of MOMEDA and TEAGER Energy Operator

Shanshan Que

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 1st, 2025; accepted: May 1st, 2025; published: May 8th, 2025

Abstract

In the context of weak fault feature information of planetary gears in planetary systems under strong background noise, Addressing the constraints of the Teager energy operator in fault feature

extraction, this paper introduces an innovative approach that integrates Multi-point Optimal Minimum Entropy Deconvolution (MOMEDA) with parameter tuning and the Teager energy operator to extract pitting fault features in planetary gears. This method first performs MOMEDA deconvolution processing on the fault signal, Subsequently, periodic components within the fault signal are identified through the analysis of the multi-point kurtosis spectrum. The Teager energy operator is used to enhance the fault impact features and weaken the interference signals, thereby obtaining the Teager energy spectrum. By comparing the energy spectrum with the theoretically calculated fault feature frequencies, the fault features of the planetary gears can be identified. In the actual bench test for extracting the fault signal features of key components of the AT transmission, this method was applied to the pitting fault of multi-row planetary gear systems for verification. The test results prove that the fault features of the planetary gears can be accurately extracted.

Keywords

MOMEDA, Feature Extraction, Teager Energy Operator, Parameter Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

作为自动变速器的关键传动零件，行星齿轮传动机构的运行状态对自动变速器及特种车辆的安全可靠运行有重要影响。自动变速器行星齿轮系统的传递路径复杂，采集到的齿轮和轴承振动信号包含多种激励源以及复杂的噪声因素，使得难以准确识别故障特征与故障元件。采用人工注入典型故障，开展边缘测试以及故障信号的特征对比分析等，明确典型故障的特征信号和变化规律，对实现或提高传动件故障的识别与辨识具有重要指导意义。

齿轮故障诊断方法中，诸如时频域分析、经验模态分解(EMD)、变分模态分解(VMD)等，利用峭度或熵等指标在单一故障识别上已展现成效。例如，郭艳平等[1]融合 EMD 与散度指标，有效诊断了风电机组滚动轴承故障；齐咏生等[2]采用集合经验模态分解(EEMD)结合核熵成分分析(KECA)及散度测度，提升了轴承故障监测精度；赵洪山等[3]则通过最大相关峭度反卷积(MCKD)降噪与 VMD 分解，结合包络谱分析，实现了风电机组轴承故障的有效识别；王天金等[4]运用 Teager 能量算子增强信号冲击特征，经解调与频谱分析，成功诊断滚动轴承故障。然而，在行星轮故障诊断领域，因故障间复杂耦合，上述方法常面临故障特征被掩盖、难以有效提取的挑战，导致诊断效果不佳。鉴于此，行星轮故障诊断成为研究热点，亟待深入探讨与解决。

雷亚国等[5]人针对行星齿轮箱振动传输复杂、故障响应微弱的问题，提出了基于多传感器信息融合的故障诊断方法，利用不同测点提供的信息敏感度差异或互补性，有效提取故障特征。冯志鹏等[6]针对行星齿轮箱，建立了考虑制造误差、分布式故障和行星轮通过效应的振动信号模型，推导了频谱表达式，并给出了故障特征频率计算公式。实验验证了理论结果，实现了齿轮分布式故障的特征识别。文献[7]建立行星齿轮箱的振动信号仿真模型，得到了不同齿轮故障时的振动响应信号，通过对比正常与故障信号的不同特点，实现行星齿轮箱的故障诊断。文献[8]改进的经验小波变换能有效分离行星齿轮箱振动信号的调幅-调频成分，避免模态混叠，具有良好理论基础、自适应性及计算效率。该方法解决了频谱划分问题，并优化了敏感信号分量选取，提高了故障分析的准确性。仿真与实验信号分析验证了其有效性。唐道龙等[9]针对行星齿轮箱早期微弱故障信号难以准确提取的问题，提出了基于参数优化最大相关峭度

解卷积(MCKD)的方法。通过 MCKD 降噪和参数优化,有效抑制噪声并检测周期性故障冲击特征。结合希尔伯特包络谱分析,准确获取故障特征频率。仿真实验与实地测试均证实,所提出的方法在噪声干扰强烈的环境下,能够精确捕捉行星齿轮箱中的微弱故障特征。樊家伟团队[10]开发了一种结合长短时记忆神经网络(LSTM)与故障特征强化的行星齿轮箱故障诊断策略。其团队运用滑动窗口方法来分割齿轮箱的故障信号,并利用快速傅里叶变换技术挑选出包含丰富故障特征的频率区间,将其作为输入数据来训练 LSTM (长短期记忆)神经网络模型,实验结果显示,该方法能显著提升行星齿轮箱局部故障的诊断能力,增强故障识别准确率。王朝阁[11]提出新方法应对行星齿轮箱强噪下的早期故障检测。首先,通过改进变分模态分解筛选敏感分量;再采用奇异值分解和峭度差分谱技术重构信号,降噪并突出故障特征;最后,包络解调提取故障特征。仿真和实测验证其有效性。

尽管齿轮故障诊断技术近年来不断推陈出新,但在实际应用中,复杂的传递路径常导致齿轮振动数据中的微弱故障特征被噪声严重掩盖,使得故障类型难以有效识别[12],诊断准确性难以保证。特别是针对变速器行星系统的行星轮故障,相关研究仍显不足。因此,深入探究这一问题显得尤为重要。峭度指标由 Dyer 等[13]提出,并在滚动轴承故障诊断中取得了成功应用。Sawalhi 等[14]结合 MED 与谱峭度(SK)进行故障特征提取,效果显著。然而,McDonald 等[15]指出,MED 在故障特征提取上存在局限性,其优化的滤波器并非全局最优,仅能解卷积出单一脉冲特征,而非所需的周期性冲击成分。在噪声干扰严重时,MED 获取的脉冲信号可能掺杂虚假部分,导致故障诊断失败。为此,McDonald 等[16]提出了多点优化最小熵解卷积调整(MOMEDA)算法,无需复杂迭代即可获得最优滤波器。尽管如此,在面对复杂故障情况时,MOMEDA (多变量最优最小熵解卷积调整)的分离效能并不尽如人意。加之噪声难以彻底根除,提升故障特征的显著性成为必要之举。针对 MOMEDA 的这一局限性,本文创新性地融合了多点峭度分析与 Teager 能量算子至 MOMEDA 算法中。根据多点峭度谱的预先判定,能够精确捕捉不同冲击信号的周期特征,有效应对行星轮微弱故障易遗漏及计算误差引发的误诊挑战。此外,考虑到 Teager 能量算子对周期性冲击信号具有高度敏感性,它能够有效地突出并增强信号中的冲击特征。随后,对这些经过增强的信号进行频谱分析,可精确辨识滚动轴承的复合故障特征。

2. MOMEDA 算法

2.1. MOMEDA 算法原理

MOMEDA 算法的核心聚焦于构造最优滤波器,其独到之处在于运用了基于 D 范数的解卷积机制,通过整合多重 D 范数(MDN)解卷积策略,实现了非迭代方式下的最优滤波器求解。MOMEDA 算法适用于信号处理及故障诊断,尤其在处理脉冲信号时表现优异,能有效提取复杂信号中的有用信息。然而,其计算复杂度较高,且性能受参数设置影响,对于非脉冲信号类型可能表现不佳。该算法的理论根基在于:机械旋转设备在长期运行过程中,其滚动轴承及其相邻部件常因持续运转而发生碰撞与摩擦,其过程会逐渐导致局部损伤的形成并伴有周期性的故障冲击产生。这些故障冲击事件会导致振动信号的能量发生瞬时性的变动,进而破坏了振动信号原有的平稳特性。在此情境下,设定从传感器所采集的振动信号以特定符号进行表示。

$$x = Hy + e \quad (1)$$

定义 y 为故障引发的脉冲序列, H 代表信号传递过程中的系统函数, x 则代表通过传感器实际获取的信号,而 e 表示在信号采集过程中不可避免地引入的噪声成分。

消除混杂的噪声信号以复原原始的脉冲序列:

$$y = f^*x = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \quad (2)$$

其在 D -范数的基础是提出了多点 D -范数, 即

$$D(y, t) = \frac{1}{\|t\|} \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (3)$$

其中, t 被视为一个常数矢量, 其算法的关键步骤在于精准定位待解卷积的目标脉冲及其对应的权重, 这些共同构成了目标向量。其核心任务在于解决一个关于多点 D -范数的最大化难题, 即

$$\max D(y, t) = \max \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (4)$$

对式(4)求解问题等价于解方程

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y}{\|y\|} \right) = 0 \quad (5)$$

式中, $f = f_1, f_2, \dots, f_L$; $t = t_1, t_2, \dots, t_{N-L}$ 。

由式(2)、(4)和(5)可推得

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y}{\|y\|} \right) = \|y\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_k M_k) \quad (6)$$

式中, $k = 1, 2, \dots, N-L$ 。

令 $X_0 = [M_1, M_2, \dots, M_k]$, 则式(6)进一步简化为

$$\begin{cases} \|y\|^{-1} X_0 t - \|y\|^{-3} t^T X_0 y = 0 \\ t^T y X_0 y / \|y\|^2 = X_0 t \end{cases} \quad (7)$$

将 $y = X_0^T f$ 代入式(7)中, 可得

$$\frac{t^T y}{\|y\|^2} f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t \quad (8)$$

取其特解, 记为

$$f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t \quad (9)$$

运用从式(9)中求得的一组最优滤波器系数, 对式(2)进行处理, 可以实现对原始故障信号的重建。

2.2. 参数优化 MOMEDA

确定故障周期 T

MOMEDA 算法擅长针对多样化的输入故障周期 T , 高效地剔除信号中的非目标周期性干扰, 专注于抽取关键的冲击成分。然而, 在实际工程实践中, 故障部位的冲击循环周期往往难以预知。因此, 在 MOMEDA 解卷积算法中, 正确选择周期 T 对于凸显振动信号中的故障周期性脉冲序列至关重要, 同时也是实现高效降噪的核心环节。因此, 在着手优化滤波器长度的过程中, 预先精确估计故障周期 T 成为了至关重要的一步。于此, 本文应用多点峭度(MKurt)作为判定故障周期 T 的参考指标。具体而言, 首先引入一个标准化因子 k , 并在此基础上定义了 MKurt 的计算方法:

$$\text{MKurt}(y, t) = k \sum_{n=1}^{N-L} \frac{(t_n y_n)^4}{\left(\sum_{n=1}^{N-L} y^2 \right)^2} \quad (10)$$

$$t_n = \delta_{\text{round}(T)} + \delta_{\text{round}(2T)} + \delta_{\text{round}(3T)} + \dots \quad (11)$$

当若输出信号 y 能够精确匹配在连续故障脉冲时间点的目标矢量 t , 此时多点峭度(MKurt)将呈现归一化状态。

$$k \sum_{n=1}^{N-L} \frac{(t_n y_n)^4}{\left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n^2\right)^2} = 1 \quad (12)$$

上式整理为:

$$k \sum_{n=1}^{N-L} \frac{(t_n^2)^2}{\sum_{n=1}^{N-L} t_n^8} = k \quad (13)$$

MKurt 可如下定义:

$$\text{MKurt} = \left(k \sum_{n=1}^{N-L} t_n^2\right)^2 \left(k \sum_{n=1}^{N-L} t_n y_n\right)^4 / \sum_{n=1}^{N-L} t_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n^2\right)^2 \quad (14)$$

通过对原始信号应用 MOMEDA 算法, 并在多个不同的故障周期 T 值下进行处理, 随后计算各个处理结果对应的 MKurt 值, 构建出 MKurt 频谱图。通过观察 MKurt 谱图中的峰值位置, 我们可以识别出原始信号中的故障周期。值得注意的是, 在多点峭度谱图中, 除了对应于真实故障周期 T 的峰值外, 通常在 T 的整数倍位置以及 $T/2$ 、 $T/3$ 、 $T/4$ 等分数倍位置也可能出现峰值。

3. Teager 能量算子

Teager 能量算子广泛应用于语音识别、图像处理及生物医学信号分析等领域, 以其实时性和对信号瞬变特性的敏感性著称。然而, 其局限性在于对多分量信号的处理可能产生交叉因子干扰, 限制了其在复杂信号分析中的直接应用。因此, 振动信号经过 MOMEDA 算法的预处理手段起到扬长避短作用。一般信号的动态生成所消耗的能量, 可以通过采用 Teager 能量算子来进行评估。此算子是以信号的瞬时值及其导数通过非线性方式结合而构建的。该算子具备量化信号振幅与频率特征的能力, 从而能够高效地抽取出信号中的瞬态组成部分。对于形如 $a(t)\cos[\varphi(t)]$ 的调幅调频(AM-FM)信号 $x(t)$, 我们定义其对应的能量算子为:

$$\omega[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (15)$$

$$\omega[x(t)] = [a(t)\varphi'(t)]^2 + a^2(t)\varphi''(t) \sin[2\varphi(t)]/2 + \cos^2[\varphi(t)]\omega[a(t)] \quad (16)$$

$x(t)$ 代表初始或原始信号;

$x'(t)$ 和 $x''(t)$ 分别表示原始信号的一阶导数(即速度信号)和二阶导数(即加速度信号)。

鉴于载波信号的变化速率远大于调制信号, 将幅频值视为一个恒定值, 从而得出以下结论:

$$\begin{cases} \omega[a(t)] \approx 0 \\ \varphi''(t) = 0 \end{cases} \quad (17)$$

$$\omega[x(t)] \approx [a(t)\varphi'(t)]^2 = a^2(t)\mu^2(t) \quad (18)$$

同理可得:

$$\omega[x'(t)] \approx a^2(t)\mu^4(t) \quad (19)$$

$x(t)$ 的瞬时相位和瞬时幅值分别为:

$$|a(t)| \approx \frac{\omega[x(t)]}{\sqrt{\omega[x'(t)]}} \quad (20)$$

$$\mu(t) \approx \sqrt{\omega[x'(t)]/\omega[x(t)]} \quad (21)$$

从式(19)得知,相较于传统的输出能量计算方法,Teager 能量算子的计算过程中纳入了频率平方的放大效应,这一特性显著增强了信号中的瞬态冲击成分。因此,在本研究的算法设计中,引入了 Teager 能量算子,并结合频谱分析手段,以实现故障发生情况更为准确的判断。

4. 基于参数优化 MOMEDA 和 Teager 能量算子的行星轮故障特征提取

为了应对强噪声环境中行星齿轮系统中行星轮微弱故障振动信号的挑战,本研究提出了一种创新的方案,该方案融合了参数优化的 MOMEDA 预处理降噪技术与 Teager 能量算子对故障特征的增强作用,其核心目的在于高效且精确地提取出微弱的故障特征信息。初始参数设置显著影响 MOMEDA 方法的滤波降噪性能,并且,多点峭度对于振动信号中包含的故障周期性成分展现出极高的敏感特性。利用 MKurt 谱的峰值特征来准确识别信号的故障周期 T ,从而避免人工经验选择可能带来的误差。该算法的整体流程如图 1 所示,具体步骤如下。

图 1 详细展示了该算法的整体执行流程,具体实施细节阐述如下:

预先设定滤波器的长度 L 作为初始条件,随后对采集到的故障信号实施 MOMEDA 解卷积算法处理。通过深入分析 MKurt 谱图,识别并筛选出潜在的故障周期成分;为了增强振动信号中的故障特征表现,选择采用了 Teager 能量算子进行特征强化处理。此步骤的核心目的是显著提高频谱图中故障冲击成分的可见度,同时有效削弱随机脉冲及背景白噪声等不利因素的干扰。完成这一处理后,对增强信号执行傅里叶变换,进而获取所谓的 Teager 能量谱;通过对 Teager 能量谱图的深入分析,可以识别出主导故障特征频率及其倍频成分,并将这些观测结果与通过理论分析得出的故障特征频率及其倍频进行对比。其过程能够精确判定故障的具体类型。

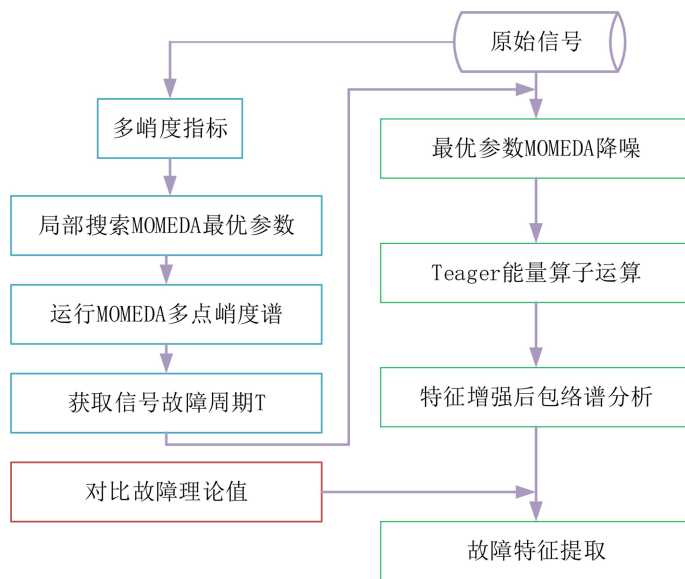


Figure 1. Schematic diagram of the algorithm flow based on parameter optimization MOMEDA and Teager energy operator
图 1. 基于参数优化 MOMEDA 和 Teager 能量算子算法流程示意图

5. 实验数据方法验证

5.1. 试验平台介绍

实验数据来源于企业横向课题的机械故障模拟实验台, 实验台组成示意图如图 2 所示, 试验台架主要由试验操作台, 驱动装置, 扭矩仪, AT 变速器, 正常与故障元件, 加载装置, 集中数采系统, 水冷装置构成。基于本文方法利用真实变速器行星轮点蚀故障振动信号进行验证, 振动传感器获取出行星轮点蚀故障数据, 其传感器布置在变速器箱体表面, 存在故障测点和泛化测点采集方式。行星轮点蚀故障如图 3 所示。

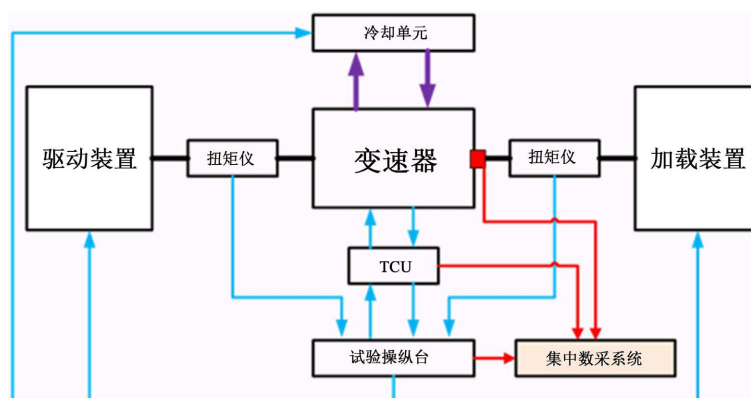


Figure 2. Schematic diagram of the test bench composition

图 2. 试验台组成简图



Figure 3. Schematic diagram of pitting fault of planetary gear

图 3. 行星轮点蚀故障示意图

以自动变速器的第三排行星排为对象, 选择典型元件(行星齿轮)进行人工注入故障, 开展无故障状态、含行星齿轮点蚀故障自动变速器台架运行试验, 获得了自动变速器壳体上不同测点的振动加速度信号, 对比分析了多工况下的振动信号时域、频域特征, 提取故障信号特征并进行规律分析, 为自动变速器的复杂行星传动系统故障识别与诊断提供指导和依据。

实验过程中, 采样频率为 12,800 Hz, 行星轮点蚀故障参数如表 1 所示, 一档工况下泵轮转速为 1500 r/min, 负载设置-500 N*m, 经过液力变矩器, 此时涡轮转速为 1465.7 r/min, 由 1 挡传动比 $i = 4.632$ 得到行星架转频 f_c 。在行星轮的一个轮齿遭受局部损伤的情形下, 当行星架完成一整圈旋转时, 该受损

轮齿会分别与太阳轮和齿圈产生一次啮合作用，每一次啮合均会激发一次冲击响应。值得注意的是，两次冲击振动所表现出的幅值可能存在不一致性。若全面考虑这种幅值差异，并将故障轮齿分别与太阳轮及齿圈啮合时产生的冲击视为两个独立的振动事件，那么行星轮局部故障的特征频率将遵循一种特定的规律呈现。

Table 1. Planetary wheel pitting fault parameters

表 1. 行星轮点蚀故障参数

序号	故障参数名称	值(mm)	故障程度
1	点蚀圆心到齿根距离 u	6.545	中等程度
2	圆形点蚀半径 r	1.5	
3	点蚀深度 h	0.3	
4	点蚀数量 n (个)	9	

$$f_p = \frac{f_m}{z_p}$$

式中， f_m 为啮合频率， z_p 为行星轮齿数。其一挡工况行星轮故障动力特性参数如表 2 所示。

Table 2. Dynamic parameters of planetary wheel fault in first gear condition

表 2. 一挡工况行星轮故障动力特性参数

工况	采集时间	涡轮转速	啮合频率	行星架转频	行星轮故障频率
-500 N*m	2.2 s	1465.7 rpm	363.95 Hz	5.27 Hz	14.56 Hz

5.2. 算法验证

健康状态行星轮振动信号理论计算的特征频率对比结果如表 3 所示。可以看出，第三排行星排啮合频率和行星架转频分别在频谱、包络谱中均有体现，并与理论计算的误差较小。

Table 3. Comparison table of characteristic frequency

表 3. 特征频率对比表

	实验结果	理论计算	相对误差
第三排啮合频率	355.09	358.8	1.03%
第三排行星架转频	5.22	5.2	0.38%

采集到的行星轮点蚀故障的振动信号如图 4 所示。鉴于振动信号采集过程中易受干扰噪声的影响，且冲击信号的传递路径复杂多变，这往往导致故障信号频率发生不同程度的衰减。因此，在时域波形图上难以直接观察到清晰的周期性冲击特征，使得行星轮的点蚀故障频率容易被噪声所掩盖。为了凸显本文所提算法在故障诊断领域的优势，我们将该算法与直接应用 Teager 能量算子进行频谱分析的方法进行对比。图 5 为直接应用 Teager 能量算子的时域波形，相比于原始信号的时域波形，较清晰地看出应用 Teager 能量算子方法后的时域波形有明显的峰值频率提取效果，但其中突出的峰值频率中同时也掺杂着干扰频率成分，比如噪声和行星架频率成分。图 6 为其特征增强后包络解调分析结果，图中可以较明显

的看出低频部分具有行星架转频及其倍频，啮合频率周围存在行星架的边带频率，但看不出行星轮点蚀故障的频率。

尽管采用 Teager 能量算子在一定程度上对信号中的冲击特性进行了增强处理，但遗憾的是，它同时也提升了噪声的幅度。尤为关键的是，在噪声干扰较为显著的情况下，并没有对于故障特征频率针对性的特征增强，导致行星轮点蚀故障特征频率 f_p 与行星架转频 f_c 在包络谱啮合频率 f_m 的边带上没有明显峰值现象。因此行星轮故障频率依然存在被干扰成分淹没的程度，从这种单一的 Teager 能量算子增强方法无法有效地提取出行星轮故障特征

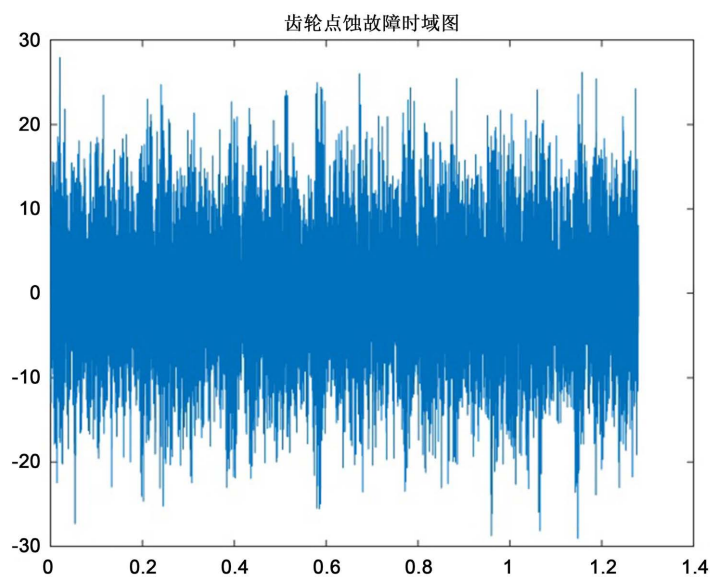


Figure 4. Time domain diagram of planetary wheel pitting fault signal

图 4. 行星轮点蚀故障信号时域图

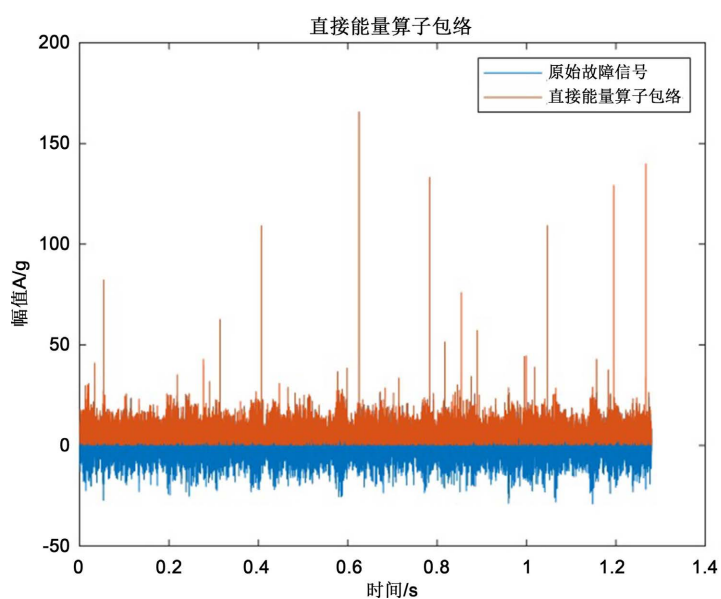


Figure 5. Time domain diagram of fault signal after Teager energy operator

图 5. Teager 能量算子后故障信号时域图

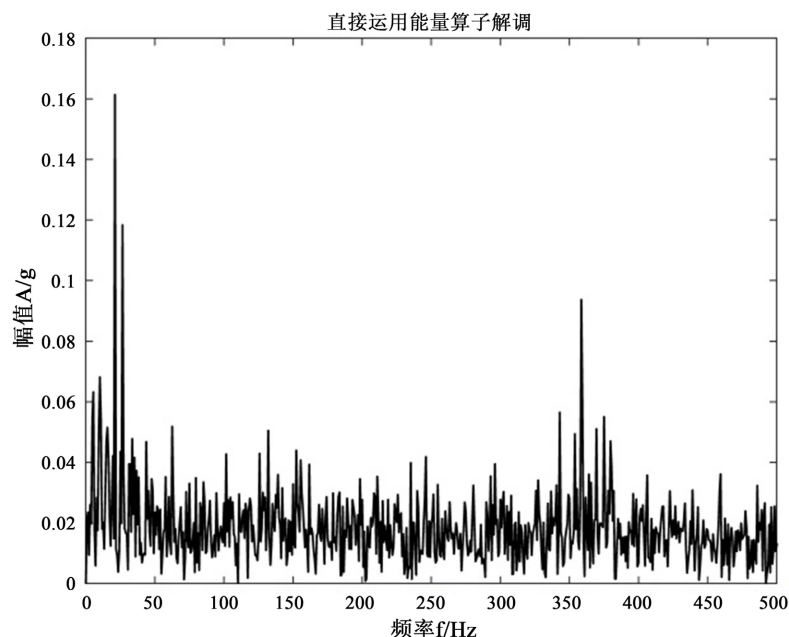


Figure 6. Envelope spectrum after Teager energy operator

图 6. Teager 能量算子后包络谱

在行星轮点蚀故障诊断中，本文方法得以应用。针对行星轮故障，当滤波器长度超过 800 时，多点峭度在区分故障特征上展现出良好效果。在保证计算效率的同时，权衡选择了长度为 1500 的滤波器作为优化后的 L 值。图 7 展示了行星轮点蚀故障信号的解卷积多点峭度谱图，从中可以清晰观察到，在周期 T 等于 512.3 及其 1.6 倍、2 倍位置处，峰值显著突出，这表明故障信号中确实包含了行星轮点蚀故障周期成分所产生的冲击信号。

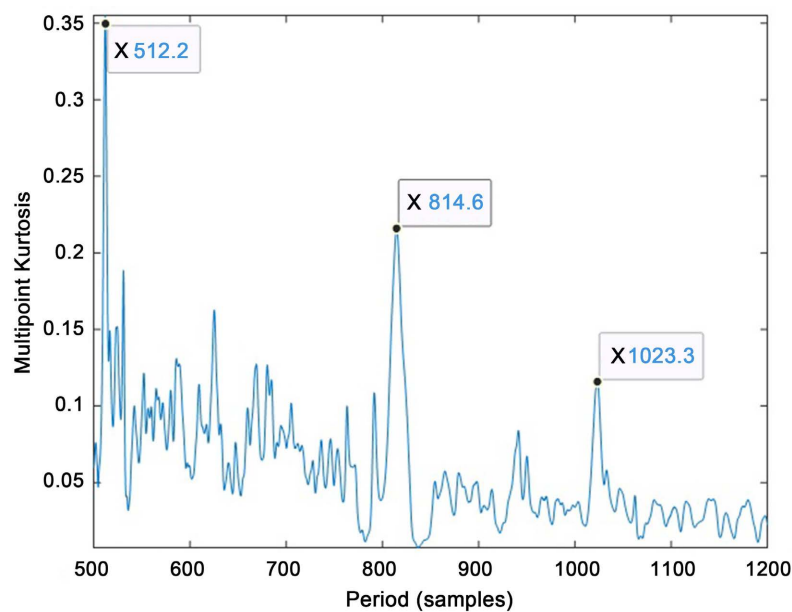


Figure 7. Multi-point kurtosis spectrum of planetary wheel pitting fault signal

图 7. 行星轮点蚀故障信号多点峭度谱

根据多点峭度谱得出故障周期 T 为 512.3, 此参数带入到 MOMEDA 算法对行星轮点蚀故障信号进行分析, 得到如图 8 的原始时域、特征增强后时域和滤波器冲击效果图, 对比输入信号时域显示, 由图可以看出算法输出信号时域冲击较明显。

接下来, 由于周期性的脉冲特征明显增强, 对特征增强后的信号进行 Teager 能量算子包络, 提取出较多的有效成分, 噪声得到了更为显著的抑制, 峰值谱线变得清晰可辨, 从而成功地将故障特征从原始信号中有效分离出来, 结果如图 9 所示。

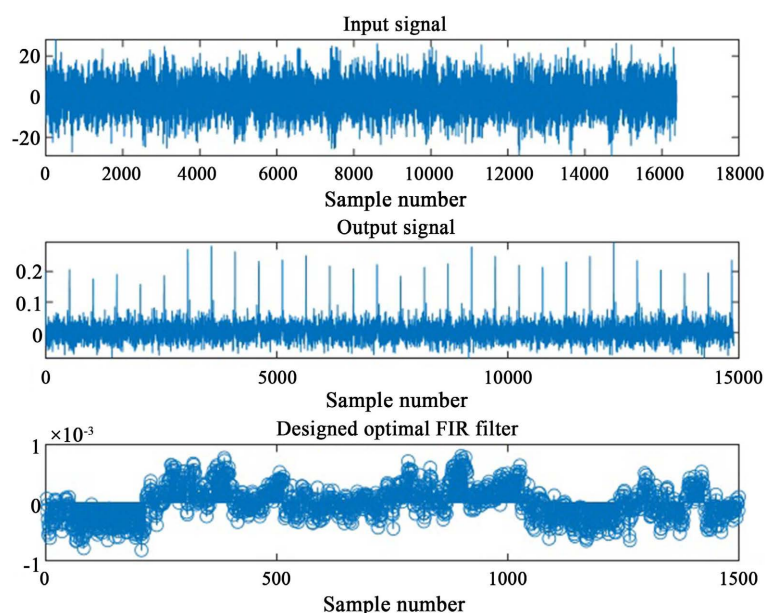


Figure 8. MOMEDA algorithm signal enhancement time domain and filter impact
图 8. MOMEDA 算法信号增强时域与滤波器冲击

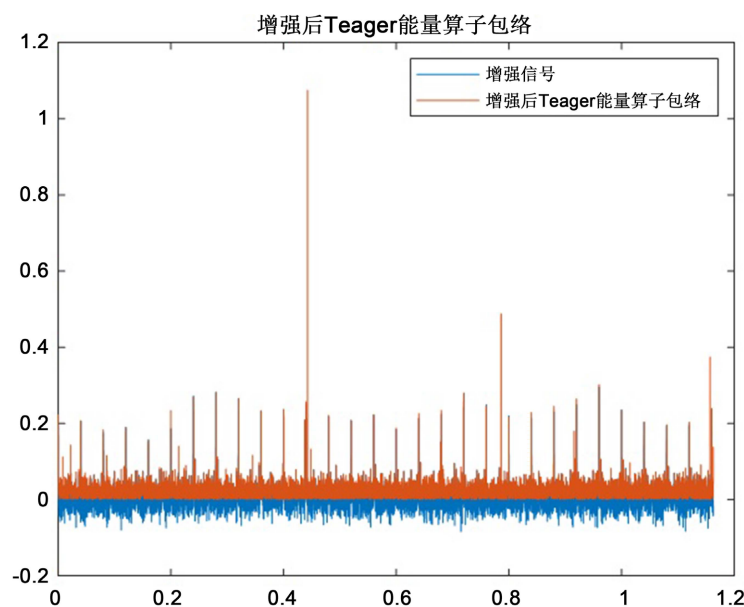


Figure 9. Teager energy operator envelope after enhancement
图 9. 增强后 Teager 能量算子包络

图 10 为 MOMEDA 信号增强后 Teager 能量算子解调 FFT 的结果, 分析发现, 在频谱的低频部分行星架转频倍频频率峰值明显, 齿轮啮合频率 f_m 周围存在有规律的边带频率信息, 其与齿轮啮合频率差值呈现等间距排列, 间距数值 f_n 为行星轮点蚀故障频率 f_p 和行星架频率 f_c 之和。

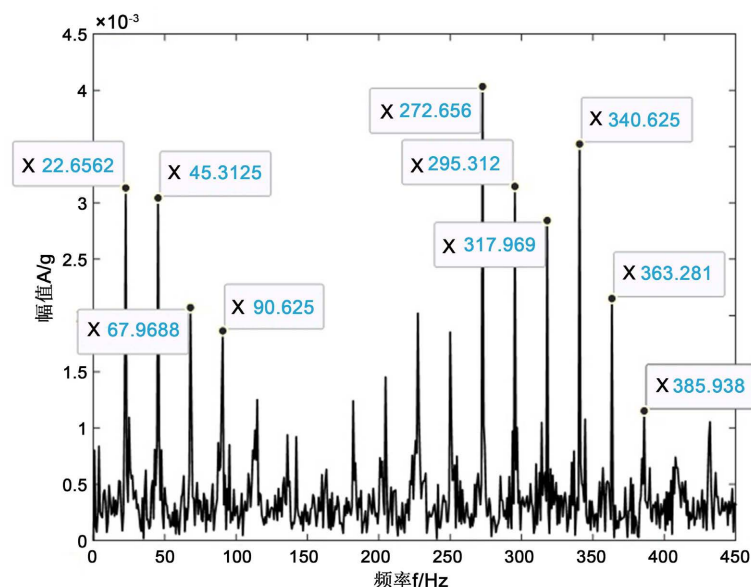


Figure 10. Feature extraction of planetary wheel pitting fault
图 10. 行星轮点蚀故障特征提取

6. 结论

针对本文所提出的 AT 变速器行星系统行星轮点蚀故障诊断方法, 通过变速器台架试验真实数据分析得出: 此方法相较于传统分析手段, 简化了分析流程, 能够精准地实施特征增强与提取操作, 从而高效地实现故障诊断任务。Teager 频谱分析法结果表明此方法无法准确识别出行星轮点蚀故障, 应用 MOMEDA 算法进行信号特征增强, 该方法能够高效地提取行星轮点蚀故障的特征, 并与行星轮的理论故障频率相结合, 准确识别故障类型, 具有较高的工程应用价值和实际意义。

参考文献

- [1] 郭艳平, 颜文俊, 包哲静, 等. 基于经验模态分解和散度指标的风力发电机滚动轴承故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(17): 83-88.
- [2] 齐咏生, 张二宁, 高胜利, 等. 基于 EEMD-KECA 的风电机组滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2017, 38(7): 1943-1951.
- [3] Zhao, H.S. and Li, L. (2018) Fault Diagnosis Method of Wind Turbine Bearing Based on Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution and Variational Mode Decomposition. *Acta Energiæ Solaris Sinica*, **39**, 350-358.
- [4] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(2): 1-5.
- [5] 雷亚国, 林京, 何正嘉. 基于多传感器信息融合的行星齿轮箱故障诊断[C]//中国振动工程学会故障诊断专业委员会. 第十二届全国设备故障诊断学术会议论文集. 2010: 3.
- [6] 冯志鹏, 褚福磊. 行星齿轮箱齿轮分布式故障振动频谱特征[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(2): 118-125, 21.
- [7] 雷亚国, 汤伟, 孔德同, 等. 基于传动机理分析的行星齿轮箱振动信号仿真及其故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(17): 61-68.
- [8] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193-2201.

-
- [9] 唐道龙, 李宏坤, 王朝阁, 等. 基于参数优化 MCKD 的行星齿轮箱微弱故障诊断研究[J]. 机电工程, 2018, 35(8): 779-785.
 - [10] 樊家伟, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 LSTM 神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 271-277.
 - [11] 王朝阁. 行星齿轮箱微弱故障特征提取与诊断方法研究[D]: [博士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2021.
 - [12] Zhang, K., Zhou, D.H. and Chai, Y. (2015) Review of Multiple Fault Diagnosis Methods. *Control Theory & Applications*, **32**, 1143-1157.
 - [13] Dyer, D. and Stewart, R.M. (1978) Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis. *Journal of Mechanical Design*, **100**, 229-235. <https://doi.org/10.1115/1.3453905>
 - [14] Sawalhi, N., Randall, R.B. and Endo, H. (2007) The Enhancement of Fault Detection and Diagnosis in Rolling Element Bearings Using Minimum Entropy Deconvolution Combined with Spectral Kurtosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **21**, 2616-2633. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.12.002>
 - [15] McDonald, G.L., Zhao, Q. and Zuo, M.J. (2012) Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution and Application on Gear Tooth Chip Fault Detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **33**, 237-255. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.06.010>
 - [16] McDonald, G.L. and Zhao, Q. (2017) Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution and Convolution Fix: Application to Vibration Fault Detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **82**, 461-477. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.05.036>