

基于 GWO-TVF-EMD 方法的行星 齿轮箱齿面剥落故障诊断

曹 蔚¹, 苟臻元¹, 韩 昭¹, 郭雅泓¹, 杨壮壮¹, 王 栋², 瞿金秀¹

(1. 西安工业大学 机电工程学院, 西安 710021;

2. 陕西水利电力勘测设计研究院 水电工程分院, 西安 710001)

摘 要: 针对时变滤波经验模态分解 (TVF-EMD) 方法的不足之处, 将样本熵作为适应度函数, 采用灰狼优化 (GWO) 算法对带宽阈值和 B 样条阶数核心参数进行寻优, 得到最优组合解, 对不同的故障冲击试验振动信号进行分解。对本征模态函数 (IMF) 分量选取过程进行优化, 采用多个加权指标对所有 IMF 分量进行计算, 最终选取最优 IMF 分量, 再通过包络谱分析提取出行星轮齿面剥落故障特征。在行星齿轮箱故障试验中, 利用方均根法对剥落故障进行初步识别, 根据 GWO-TVF-EMD 法分解得到各剥落故障信号最优 IMF 分量, 使用包络谱分析明显判断出行星齿轮的故障频率。该方法能够提取 3 种不同程度齿面剥落故障的细节特征, 理论值与实际值的相对误差为 1.68%。

关 键 词: 行星齿轮箱; 剥落; 灰狼优化算法; 时变滤波经验模态分解; 特征提取

中图分类号: V263.6; TH132.46

文献标志码: A

Fault diagnosis of tooth surface spalling of planetary gearbox based on GWO-TVF-EMD method

CAO Wei¹, GOU Zhenyuan¹, HAN Zhao¹, GUO Yahong¹,
YANG Zhuangzhuang¹, WANG Dong², QU Jinxiu¹

(1. School of Mechatronic Engineering,

Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. Hydroelectric Engineering Branch, Shaanxi Province Institute of Water Resources and
Electric Power Investigation and Design, Xi'an 710001, China)

Abstract: In order to overcome the shortcomings of the time varying filter for empirical mode decomposition (TVF-EMD) method, the sample entropy was used as the fitness function. The gray wolf optimization (GWO) algorithm was used to optimize the bandwidth threshold and B-spline order core parameters, and the optimal combination solution was obtained to decompose the vibration signals of different fault impact tests. The selection process of intrinsic mode function (IMF) components was optimized, and multiple weighted indexes were used to calcu-

收稿日期: 2021-05-10

基金项目: 国家自然科学基金 (52175113, 51505360, 51905406); 陕西省国际科技合作计划项目 (2020KW-014);
陕西省教育厅重点实验室项目 (18JS044)

作者简介: 曹蔚 (1977—), 女, 副教授、硕士生导师, 博士, 主要研究方向为机械振动与故障诊断、精密机械设计技术与产品开发、摩擦学系统工程等。

通信作者: 韩昭 (1996—), 男, 硕士生, 主要研究方向为机械振动与故障诊断、动力学建模等。E-mail: hanzhao1996@163.com

引用格式: 曹蔚, 苟臻元, 韩昭, 等. 基于 GWO-TVF-EMD 方法的行星齿轮箱齿面剥落故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(11): 2418-2429. CAO Wei, GOU Zhenyuan, HAN Zhao, et al. Fault diagnosis of tooth surface spalling of planetary gearbox based on GWO-TVF-EMD method[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(11): 2418-2429.

late all the IMF components, and finally the optimal IMF component was selected. Then, the spalling fault features of planetary gear were extracted by envelope spectrum analysis. In the planetary gear box fault test, the root mean square method was used to identify the spalling fault initially, and the optimal IMF component of each spalling fault signal was obtained by GWO-TVF-EMD, and the envelope spectrum analysis was used to judge the fault frequency of the planetary gear clearly. The method can extract the detailed features of three different degrees of tooth surface spalling faults, and the relative error between the theoretical value and the actual value was 1.68%.

Key words: planetary gearbox; spalling; grey wolf optimizer;
time varying filter for empirical mode decomposition; feature extraction

行星齿轮箱常用于高速、重载的航空、航天、航海等领域,其太阳轮、行星轮、齿圈等关键转动部件极易发生故障,包括齿面点蚀、剥落等常见的失效模式,齿面由起初的几个麻点会衍化成更大的凹坑或剥落^[1]。对太阳轮和行星轮的可靠性进行调研^[2],结果表明随着齿轮箱工作时间增长,行星轮的故障概率远大于太阳轮。当齿轮齿面存在剥落故障时,重则会导致设备停产或对相关工作人员产生严重的伤害甚至殃及性命。因此,需对行星齿轮箱进行健康状态监测,以检测齿轮箱中齿轮的此类问题,以便尽早发现故障并避免发生意外事故。

在旋转机械状态监测技术中,基本的故障监测方法有油液磨粒监测分析技术^[3],基于振动的监测分析方法^[4-5]等。由齿面剥落故障引起的齿轮振动响应特征是此故障诊断的重要理论依据,对振动信号分析、处理旨在提取信号中隐含的故障特征。诸多学者对振动分析方法进行了改进,如基于模型的分析^[6]、基于 Huang 等的经验模态分解发展得出的故障诊断方法^[7]。针对经验模态分解故障诊断方法存在严重的模态混叠、端点效应等问题,Wu 等^[8]提出一种借助添加辅助噪声分析的集成经验模态分解的新方法,该方法在分解过程中会引起幅值改变,通常存在重构误差,同时分解后得到的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)在低频段存在少量的模态混叠,且计算量较大。对于行星齿轮传动系统这样具有多自由度、啮合复杂的机械传动系统,要准确诊断不同的故障,从中识别出剥落故障并判定故障严重程度,选用正确、合适的诊断及信号处理算法尤为重要。有必要研究实用准确的故障分类诊断方法和信号处理算法,实现故障程度识别,才能在实际工程中帮助人们有效地对装备进行预期维护和故

障处理,减少不必要的故障造成的灾难事故。

在诸多模态分解算法的基础上, Li 等^[9]提出了一种时变滤波经验模态分解(time varying filtering based empirical mode decomposition, TVF-EMD)法,该算法在分解信号前默认带宽阈值 ξ 为 0.1, B 样条阶数 n 为 5。Zhang 等^[10]实现了对 TVF-EMD 法两个主要参数的自动寻优,完成了对轴承、齿轮故障信号的分解,并证明加权峭度指标不适用于处理转子故障信号,且齿轮故障为单一故障,引起的信号冲击性单一,因此探寻合理的指标以及 TVF-EMD 对不同冲击信号的分解效果非常有必要。唐贵基等^[11]基于粒子群算法实现带宽阈值 ξ 和 B 样条阶数 n 的自动选择,并应用最优参数组合进行 TVF-EMD,得到转子信号的希尔伯特时频图和边际谱,准确识别了恒定转速下的转子不平衡及油膜涡动故障,取得良好的分解效果。林近山等^[12]采用 TVF-EMD 默认的参数,将该方法用于输出轴不对中故障的直齿齿轮箱故障诊断中,取得了良好效果,表明该算法在齿轮箱故障诊断中具有良好的分解效果。与诸多模态分解算法相比, TVF-EMD 方法采用时变滤波器解决了时变滤波问题,更好地保留了原始信号的时变特征,在低采样率下仍有良好性能,但带宽阈值 ξ 和 B 样条阶数 n 参数值的设定依然是个棘手的问题。

本文针对 TVF-EMD 方法参数选取盲目性等问题,对其进行改进与优化,提出了一种基于灰狼优化(GWO)算法优化 TVF-EMD(GWO-TVF-EMD)方法的故障诊断方法,通过试验对振动信号进行采集、分析。在将齿面剥落故障与其他健康状态初步识别分离后,将 GWO-TVF-EMD 方法应用在行星齿轮箱齿面剥落故障程度的分类诊断中。试验证明,本文所提出的方法对

于行星齿轮箱齿面剥落故障识别以及剥落故障劣化程度的诊断具有较大的研究意义和价值。

1 TVF-EMD原理

在TVF-EMD方法中,低通滤波器随着时间变化而构造截止频率来完成其他模态分解方法中存在的迭代去除均值操作,并且用局部窄带信号代替了IMF作为迭代停止条件。

其中TVF-EMD方法的分解流程图如图1所示,详细步骤可查询文献[9]。

主要通过以下3个步骤完成:

1) 计算局部截止频率

首先,通过Hilbert变换得到信号 $x(t)$ 的瞬时幅值 $A(t)$ 及瞬时频率 $\varphi'(t)$,然后取得它们各自的局部最大值及局部最小值进行差值运算,得到 $\eta_1(t)$ 和 $\eta_2(t)$ 。同时,利用时变滤波器对输入信号进行滤波,获得瞬时均值 $a_1(t)$ 及瞬时包络 $a_2(t)$ 。进而计算局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ 。

$$\varphi'_{\text{bis}}(t) = \frac{\eta_2(t) - \eta_1(t)}{4a_1(t)a_2(t)} \quad (1)$$

2) 依据调整后的截止频率将信号重构为 $h(t)$,令

$$h(t) = \cos \left[\int \varphi'_{\text{bis}}(t) dt \right] \quad (2)$$

3) 判断是否满足停止准则

计算截止准则 $\theta(t)$

$$\theta(t) = \frac{B_{\text{Loughlin}}(t)}{\varphi_{\text{avg}}(t)} \quad (3)$$

$$\varphi_{\text{avg}}(t) = \frac{a_1^2(t)\varphi_1'(t) + a_2^2(t)\varphi_2'(t)}{a_1^2(t) + a_2^2(t)} \quad (4)$$

$$\varphi_1'(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_1^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_1^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \quad (5)$$

$$\varphi_2'(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_2^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_2^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \quad (6)$$

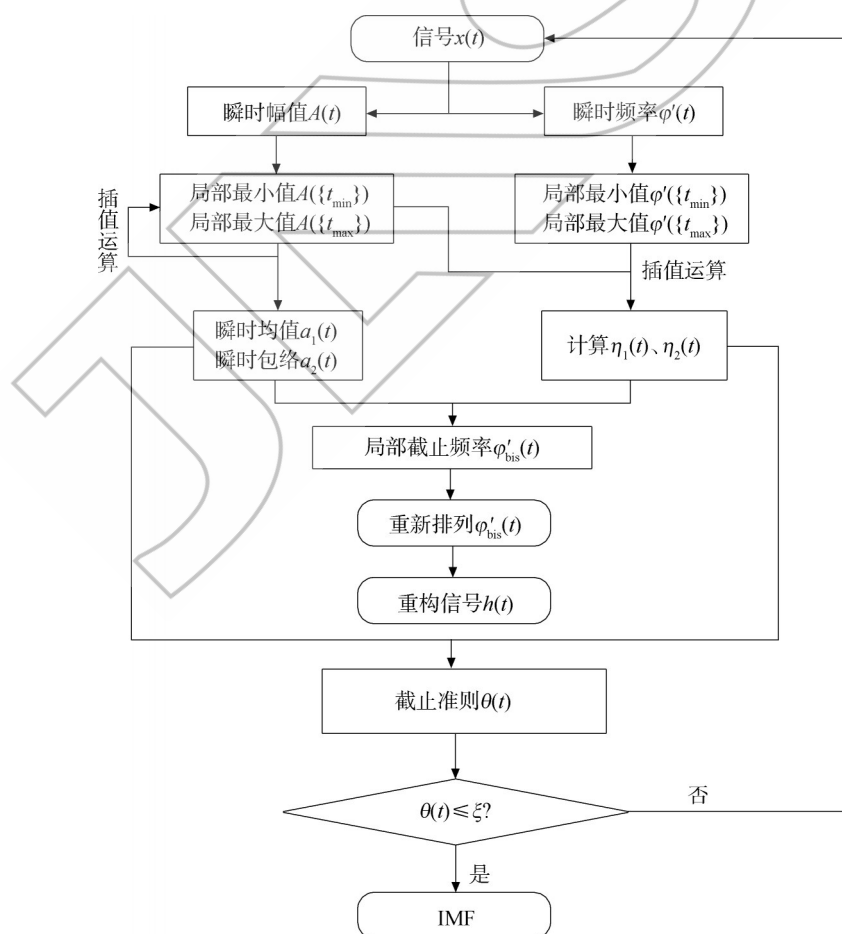


图1 TVF-EMD方法流程图

Fig.1 Flow chart of TVF-EMD method

$$B_{\text{Loughlin}}(t) = \sqrt{\frac{a_1'^2(t) + a_2'^2(t)}{a_1^2(t) + a_2^2(t)} + \frac{a_1^2(t) + a_2^2(t) [\varphi_1'^2(t) - \varphi_2'^2(t)]^2}{[a_1^2(t) + a_2^2(t)]^2}} \quad (7)$$

其中 $\varphi_{\text{avg}}(t)$ 为加权均值瞬时频率; $B_{\text{Loughlin}}(t)$ 为 Loughlin 瞬时带宽; $\varphi_i'(t)$ 为第 i 阶分量的瞬时频率; $a_1'(t)$ 和 $a_2'(t)$ 分别为 $a_1(t)$ 和 $a_2(t)$ 的导数。

判断是否满足停止准则,如果 $\theta(t) \leq \xi$, 其中 ξ 为给定带宽阈值,则判定 $x(t)$ 为一个 IMF。否则,将 $h(t)$ 的极值点作为节点,将 $h(t)$ 分成 M 段,每段步长为 m 。采用 B 样条插值对信号 $x(t)$ 进行逼近,得到逼近结果为 $m(t)$ 。即令 $x_1(t) = x(t) - m(t)$,重复执行上述步骤 1)~步骤 3)。

但该算法在求解之前,需要预先设置两个参数,即带宽阈值 ξ 和 B 样条阶数 n ,它们对 TVF-EMD 的结果有很大影响。带宽阈值直接影响分离性能, B 样条阶数 n 与时变滤波器的过滤性能有关^[9],如果参数不合适,则该方法可能无法解决模式混合问题。因此,对于 TVF-EMD 方法而言,选择合适的参数组合是一个困难而关键的问题。

2 GWO-TVF-EMD 原理

为解决 TVF-EMD 运算过程中, ξ 和 n 两个重要参数的选取问题,需要实现这两个参数的自助寻优,需要首先定义一个目标函数,确定一个合理的寻优算法。为解决这一难题,本文提出一种将样本熵 (sample entropy, 量符号记为 S_e) 作为目标函数的灰狼参数优化方法。

样本熵是 Richman 等^[13]提出的优化近似熵的算法,其与小波能量熵、奇异值熵等相比的优点如下:

1) 计算过程相对简单,且具有完全独立的理论体系,不受其他算法的干扰;

2) 对 $x(t)$ 的数据量要求不高,能过滤某些噪声信号;

3) 对 $x(t)$ 类型没有要求,同时具有一定的抗干扰能力,应用的范围较广。

一般来说,信号产生新模式的概率越小,熵值越低,表明序列自身具有更高的近似性;同理熵值越大,样本序列就会越复杂,所以将样本熵作为优化算法的目标函数是正确的选择。

在样本熵定义中, H 为数据总数, v 为维数, r 为相似容限,其中 $r > 0$, $B_r^v(r)$ 表示任一个时间序列 $T(j)$ 与模板的匹配概率。

$$S_e(v, r) = \lim_{H \rightarrow \infty} \left[-\ln \frac{B^{v+1}}{B^v(r)} \right] \quad (8)$$

当式中 N 取有限值时,上式得出的是样本熵估计值,为

$$S_e(v, r) = -\ln \frac{B^{v+1}}{B^v(r)} \quad (9)$$

其中 S_e 的取值与 v 和 r 值有关,但样本熵具有良好的-致性,其熵值增大与减小的趋势并不受 v 和 r 的影响,一般情况下 v 取为 $2^{[14]}$, r 为 $0.1\sigma \sim 0.25\sigma$, σ 为时间序列的标准差,在本文取 $v=2$, $r=0.15\sigma$ 。

与此同时, GWO 算法已被成功应用到了车间调度、多参数优化、图像分类等领域中,该方法是由澳大利亚格里菲斯大学 (Griffith University) 学者 Mirjalili 等^[15]在 2014 年提出一种全新的群智能优化算法。该算法是受大自然中灰狼种群的捕猎活动启发的思路,进而得到一种优化搜索方法。与大多进化算法相比,该方法具有较强的收敛性能,参数少、易实现,收敛速度快且局部搜索能力强等优点。详细的 GWO 算法步骤可查询文献^[15]。GWO 算法的流程图如图 2 所示。

GWO 算法迭代过程中,随着迭代次数线性地减小,收敛因子 Q 由 2 逐渐减小为 0,可用下式

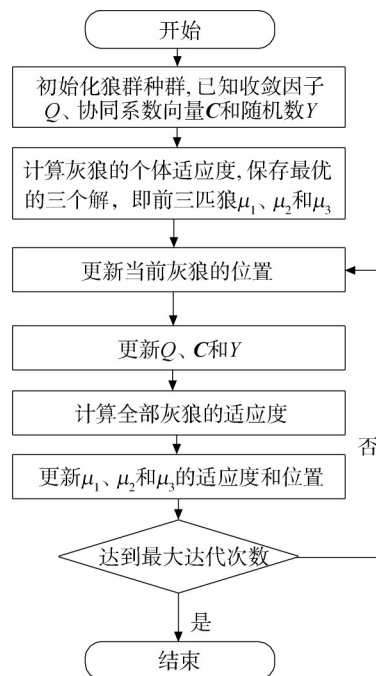


图 2 GWO 流程图

Fig.2 Flow chart of GWO method

来表示:

$$Q = 2 - q \frac{2}{q_{\max}} \quad (10)$$

其中 q 为迭代次数, $q_{\max}$ 为最大迭代次数, 图中 C 为协同系数向量, Y 为 $[0, 2]$ 之间的随机数, 通过给猎物随机设置比例权重, 进而增大或减小猎物与灰狼的距离, 对全局搜索和避免局部最优提供主要条件。当 $Y > 1$ 时为算法提供全局搜索能力, 当 $Y < 1$ 时进行局部搜索。

利用 GWO 算法的最佳参数组合进行 TVF-EMD 信号分解会获得若干 IMF 分量, 而选择合适的 IMF 分量对行星齿轮箱故障特征提取意义重大, 不同的选取依据会直接影响行星齿轮箱特征频率的提取, 因此, 对 IMF 分量进行筛选具有一定的必要性。而本文与文献[16-17]不同, 对于行星齿轮箱这种复杂的传动系统, 选取最优分量时使用单一评价准则很有可能会丢失重要的故障信息, 进而在故障诊断时易产生误差。因此, 本文对比分析了各个指标的敏感性, 最终得出峭度、脉冲、峰值和裕度这 4 个指标^[18-19]对齿轮的故障敏感性很高, 其中峰值指标和脉冲指标用来衡量信号中有无冲击, 裕度指标用来评判检测机械设备的磨损状况, 峭度指标更好地反映振动信号冲击特性。

但是无量纲指标只依赖冲击信号的分布密度, 存在忽略一些振幅较大但分布较分散的冲击分量的情况, 恰巧相关系数可以表征两个信号的相似性, 即可判断所有 IMF 分量与原始信号的相

似程度。但其在冲击信号检测中易受到噪声的影响, 故文中结合 4 个指标和相关系数^[20]的优点, 提出加权指标作为选择包含主要故障信息的有效依据, 既考虑了 IMF 的影响特性, 又考虑了 IMF 与原始信号的相关性。因此, 使用加权指标作为敏感分量选取准则可以最大程度避免信息丢失的问题, 最终得到最大的加权指标值所对应的 IMF 分量, 应用包络谱提取出行星轮齿面剥落故障的特征频率。

其中加权指标 W 可以通过以下公式计算

$$W = \rho_{xy} I \quad (11)$$

$$\rho_{xy} = \frac{E\{[x(t) - \overline{x(t)}][y(t) - \overline{y(t)}]\}}{\sqrt{E\{[x(t) - \overline{x(t)}]^2\}E\{[y(t) - \overline{y(t)}]^2\}}} \quad (12)$$

式中 ρ_{xy} 表示 IMF 分量与原始信号之间的相关系数, 其中 $x(t)$ 表示原始信号, $y(t)$ 代表 IMF 分量信号, E 为数学期望, 上标“ $-$ ”表示平均值, 本文选取的 4 个指标^[18]用 I 表示。

3 GWO-TVF-EMD 方法

针对行星齿轮箱齿面剥落故障信号分析和故障诊断所提出的 GWO-TVF-EMD 优化方法的流程图如图 3 所示。

其步骤总结如下:

步骤 1 输入机械振动信号 $x(t)$; 并设置 TVF-EMD 参数的搜索范围。同时, 初始化包括灰狼数量 N 和最大迭代次数 $q_{\max}$ 的 GWO 参数。

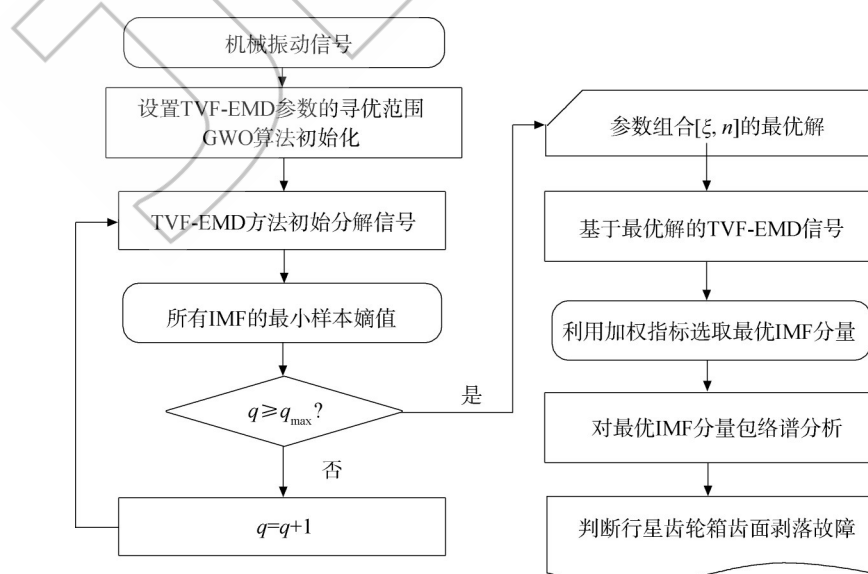


图3 利用 GWO-TVF-EMD 方法诊断齿面剥落故障流程图

Fig.3 Flow chart of GWO-TVF-EMD method for gear spalling fault

步骤 2 使用 TVF-EMD 方法分解信号,计算所有的样本熵 S_e 值并保存每次迭代的 S_e 值。

步骤 3 确定是否满足结束条件;即是否为 $q \geq q_{\max}$:如果是,则迭代终止。否则,让 $q = q + 1$ 并继续迭代。

步骤 4 获得并保存分解后各个分量中最小的 S_e 值和相应的最佳参数组合。

步骤 5 使用具有优化参数的 TVF-EMD 方法分解原始振动信号,并计算所有 IMF 的加权指标。

步骤 6 以最大加权值作为选取最优 IMF 分量的依据。即具有最大加权指标的 IMF 分量被定义为最敏感 IMF。

步骤 7 通过包络谱进一步分析所选的敏感 IMF,最终正确判断行星齿轮齿面剥落故障。

4 剥落故障识别

由于齿面故障形式有很多种,且剥落形状本身程度也各不相同,本文首先利用方均根方法初步识别出剥落故障,然后利用 GWO-TVF-EMD 方法对剥落故障的程度进一步详细识别。

方均根值 σ_{rms} 计算公式如下:

$$\sigma_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i^2} \quad (13)$$

其中 k 表示信号点数, x_i 表示信号序列。

剥落故障分类流程如图 4 所示。

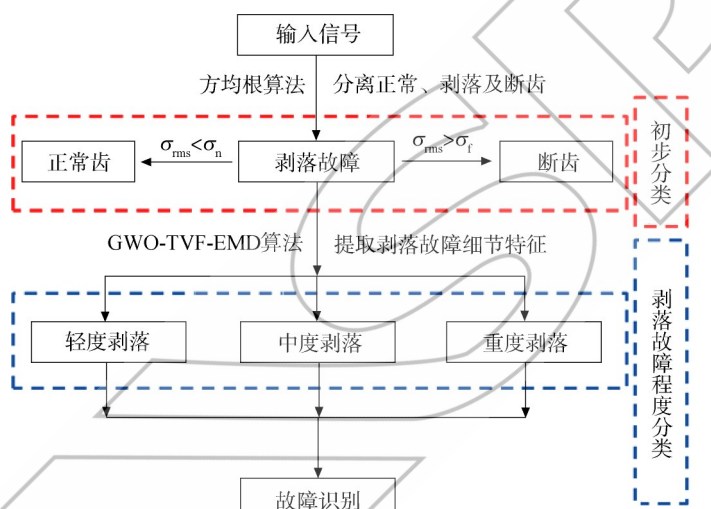


图 4 故障识别流程图

Fig.4 Flow chart of fault classification

首先输入各故障齿轮的信号数据组,根据正常齿 σ_{rms} 阈值 σ_n 和断齿 σ_{rms} 阈值 σ_f 分离出正常齿及断齿,然后将其余信号代入 GWO-TVF-EMD 算法进行剥落故障细节特征提取,用于剥落故障细分识别,从而达到故障诊断的目的。

5 试验验证

行星齿轮箱试验台如图 5 所示,采用试验方法验证文中所提出的方法的实用性和优越性。该试验台由电控箱控制电动机转速,用磁粉制动器施加负载,本试验设置电动机转速为 1 200 r/min,负载为 55 N·m,通过联轴器带动行星齿轮箱运转,行星齿轮箱由行星轮、太阳轮、内齿圈和行星架构成,其中太阳轮为输入端,行星架作为输出端,内齿圈作为固定件固定不动,加速度传感器安置在行星齿轮箱箱体上部接近内齿圈处,设置其

采样频率为 10 kHz,采样时间为 10 s。采用电火花加工方法加工出齿面剥落故障,齿面剥落故障加工在啮合齿面距离齿根 $L=1.5$ mm 处,故障齿轮分别为行星齿轮上的齿面剥落长度为 7.5 mm (轻度)、齿面剥落长度为 15 mm (中度)、整个齿面剥落 (重度),轻度和中度剥落的宽度为 1 mm,深度为 1 mm,实物图如图 6 所示。

在行星齿轮箱中,行星轮与太阳轮外啮合并与齿圈内啮合,且存在啮合频率。将表 1 中行星齿轮箱的参数代入特征频率公式^[21],得到表 2 所示的行星齿轮箱的特征频率。

分别采集 30 组正常齿轮、不同程度剥落故障齿轮和断齿 5 组试验的振动数据,以时域信号的方均根值为指标对其进行批量计算处理,对数据整理后发现方均根值对故障特征非常敏感^[22],其结果如图 7 所示。

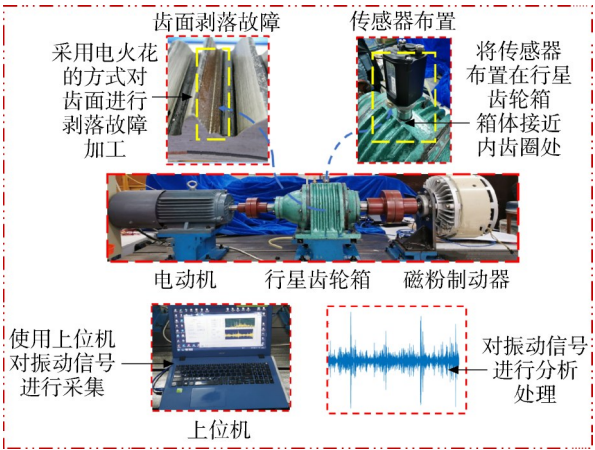


图5 行星齿轮箱齿面剥落故障试验系统
Fig.5 Test system of the planetary gearbox tooth spalling fault

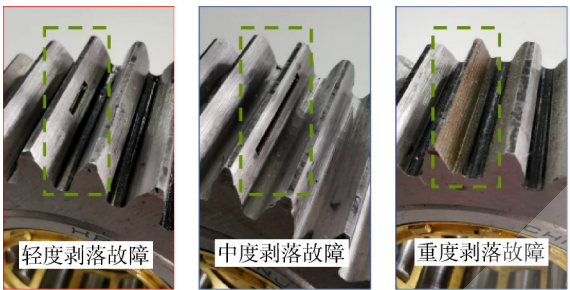


图6 齿面剥落故障
Fig.6 Tooth surface spalling faults

表1 行星齿轮箱参数
Table 1 Parameters of planetary gearbox

参数	数值
太阳轮齿数	20
行星轮齿数	28
内齿圈齿数	79
行星轮个数	3

表2 行星齿轮箱特征频率
Table 2 Characteristic frequency of the planetary gearbox

特征频率	数值
太阳轮旋转频率 f_n /Hz	20
行星架旋转频率 f_c /Hz	4.04
行星齿轮箱啮合频率 f_m /Hz	319.19
行星轮故障的潮汐频率 f_{ti} /Hz	0.292
行星轮故障频率 f_p /Hz	22.80

由图7可得方均根在齿轮故障衍化的不同阶段有不同响应,将各阶段响应范围用不同色带表

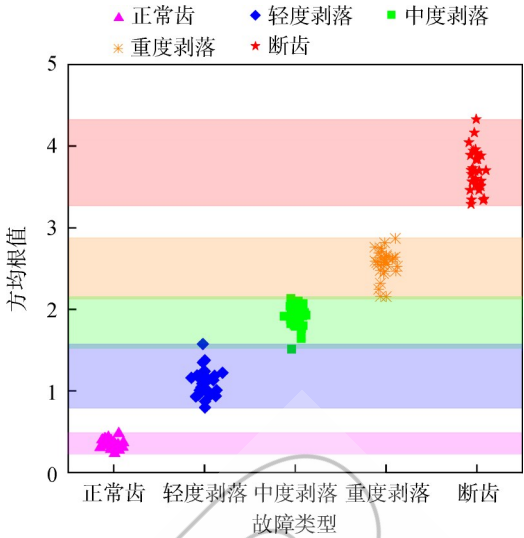


图7 各故障齿轮振动信号的方均根值
Fig.7 Root mean square value of the vibration signal of each faulty gear

示,正常齿阈值 σ_n 及断齿阈值 σ_b 分别为0.476 3和3.289 2,可据此分离出正常齿和断齿故障。

从分类的信号中选取齿面重度剥落故障振动信号进行分析,如图8所示,得到信号时频波形如图8(a)、图8(b),并对振动信号进行包络谱分析及部分频段包络谱分析,如图8(c)所示,图中 a 为加速度幅值, g 为重力加速度。虽然在包络谱中能够找到行星齿轮的故障频率 $f_p=23.19$ Hz,但由于背景噪声和其他旋转分量产生的强烈干扰,行星轮故障的2倍频与3倍频特征频率不够显著,在包络谱中难以找到。

采用原始的TVF-EMD方法对振动信号进行分解,设置初始参数 $\xi=0.1, n=5$,在包络谱中只是直观地发现行星轮的故障频率 f_p ,但是2倍频以及3倍频特征频率非常不明显,其结果如图9所示。

在TVF-EMD方法中 ξ 的取值越接近于0,计算结果所需时间将越长,与此同时计算结果会出现较多特征频率外的干扰成分,当 ξ 取值达到约0.1时便能得到较好的分解效果,计算速度较快^[11]。文中GWO-TVF-EMD算法中将 ξ 的参数寻优范围设定为 $0.1 \leq \xi \leq 1$, n 的参数寻优范围设定在 $5 \leq n \leq 30$,获得这两个参数组合在齿轮故障诊断中已足够达到较好的分解性能,如图10所示。而GWO方法初始化中,设置灰狼数量 $N=30$ 和最大迭代次数 $q_{\max}=10$,计算狼群中每次迭代产生的样本熵值,迭代至第6次时,熵值就不再变化,即迭代完全结束,对比选取其中最小样本熵

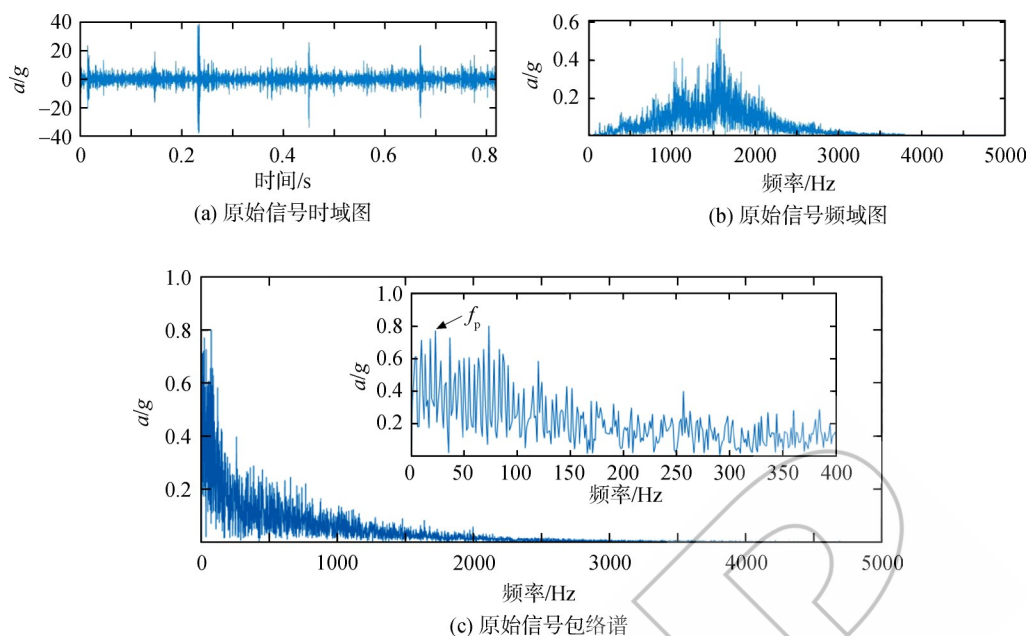
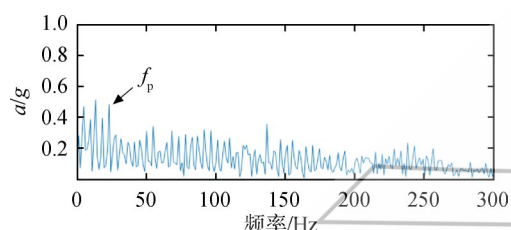


图 8 重度齿面剥落故障原始振动信号

Fig.8 Original vibration signal of the severe tooth surface spalling fault

图 9 TVF-EMD 方法分解重度齿面剥落故障振动信号
包络谱($\xi=0.1, n=5$)Fig.9 Vibration signal envelope spectrum of the severe
tooth spalling fault based on TVF-EMD
method ($\xi=0.1, n=5$)

值 S_e , 熵值随迭代次数的变化情况如图 10(a) 所示, 最终寻得 ξ 和 n 的最优参数组合为 $\xi=0.21$, $n=5$ 。

针对 TVF-EMD 方法中参数选取存在的盲目性、不确定性这一根本性问题, 在本文所提出的 GWO-TVF-EMD 方法中得到最彻底的解决, GWO-TVF-EMD 方法分解的时域波形结果如图 10(b) 所示。

通过对 IMF 分量进行包络谱分析可直观判断文中所采用的方法的有效性, 将多个加权指标同时考虑在内, 可以选取含故障信息量较大的 IMF 分量, 对 GWO-TVF-EMD 方法所产出的所有 IMF 分量进行加权指标分析, 得到最优的 IMF 分量。如图 11 所示为 GWO-TVF-EMD 方法对重度剥落故障信号进行分解结果, 其中图 11(a)

表明 4 个加权指标对所有 IMF 分量的分析结果, 结果表明加权峭度指标和加权裕度指标对齿面剥落故障信号灵敏度较高, 且在所有分量中 IMF1 较其余分量的加权值相差较大, 即 IMF1 与原始信号相关性最大, 如图 11(b) 为选取的最优 IMF1 分量波形图。文献[23]表明对行星齿轮箱的行星轮诊断通过行星架旋转频率和行星轮故障频率可判定行星轮存在故障, 对 IMF1 分量进行滤波包络谱分析其结果如图 11(c) 所示。行星轮故障频率 $f_p=23.19$ Hz、2 倍频 46.39 Hz 及其 3 倍频 68.36 Hz 处均有显著的谱峰值, 且在行星架旋转频率 $f_c=4.88$ Hz 及 $jf_p \pm if_c$ 处 ($i, j=1, 2, 3, \dots$) 同样有显著的谱峰值且都大于正常信号幅值。由于上述被识别出的峰值频率均与 f_p 息息相关, 即表明行星轮发生了剥落故障, 故障特征集中在所选的 IMF1 中, 也证明加权指标 W 可用作敏感 IMF 分量选择的测量指标。

为了排除由于冲击较大信号而获得上述分析结果的可能性, 将对轻度剥落故障和中度剥落故障也进行诊断。如图 12 为 GWO-TVF-EMD 方法分解轻度剥落故障信号结果, 图 12(a)、图 12(b) 为 IMF1 和 IMF2 的时域波形图, 其中最优组合为 $\xi=0.3, n=12$ 。轻度剥落故障加权指标结果如图 12(c) 所示, 结果表明加权裕度、加权峭度对轻度剥落故障信号较为敏感, 并筛选出最优 IMF 分量为 IMF2, 其时域波形图如图 12(d) 所示。对

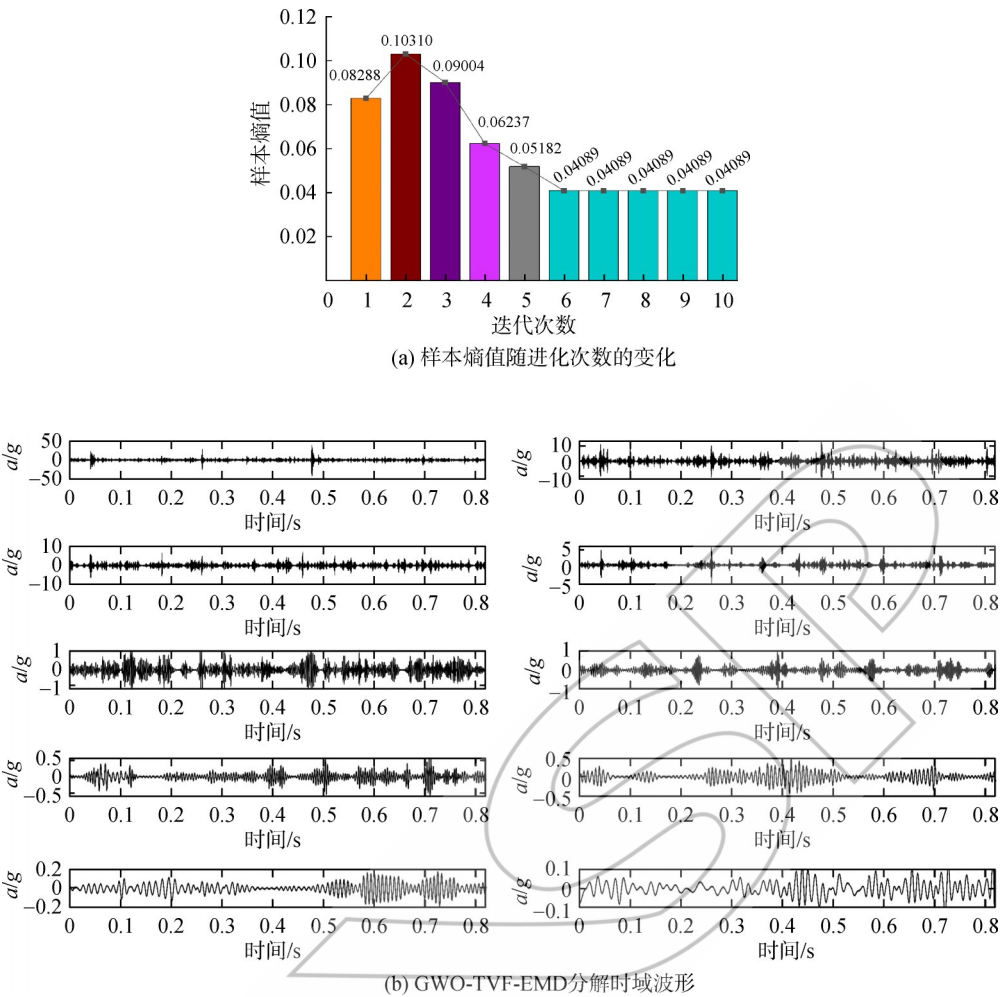
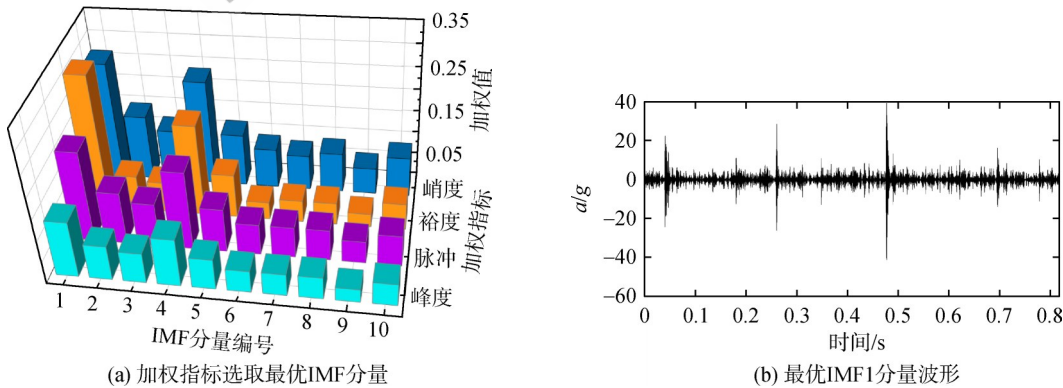


图 10 重度剥落故障 GWO-TVF-EMD 最优参数分解结果($\xi=0.21, n=5$)
Fig.10 Optimal parameter decomposition result of GWO-TVF-EMD ($\xi=0.21, n=5$)

IMF2 分量进行包络谱分析,图 12(e)中可以直观判断出频率分别在 23.19 Hz、2 倍频 45.17 Hz、3 倍频 68.36 Hz 处均有显著的谱峰值,相较于重度剥落故障信号,该组试验幅值相对较小,但是故障特征依然很明显,且在行星架旋转频率 f_c 及 $j f_p \pm i f_c$ 处($i, j=1, 2, 3, \cdots$),谱峰值均大于正常信号的幅

值。综上所述可以判断出行星轮发生轻度齿面剥落故障。

同理对中度齿面剥落故障进行数据分析如图 13 所示,与上述分解过程相似,得到该组试验信号的最优 IMF 分量的时域波形图如图 13(a)所示,并对其进行包络谱分析如图 13(b)所示,其中



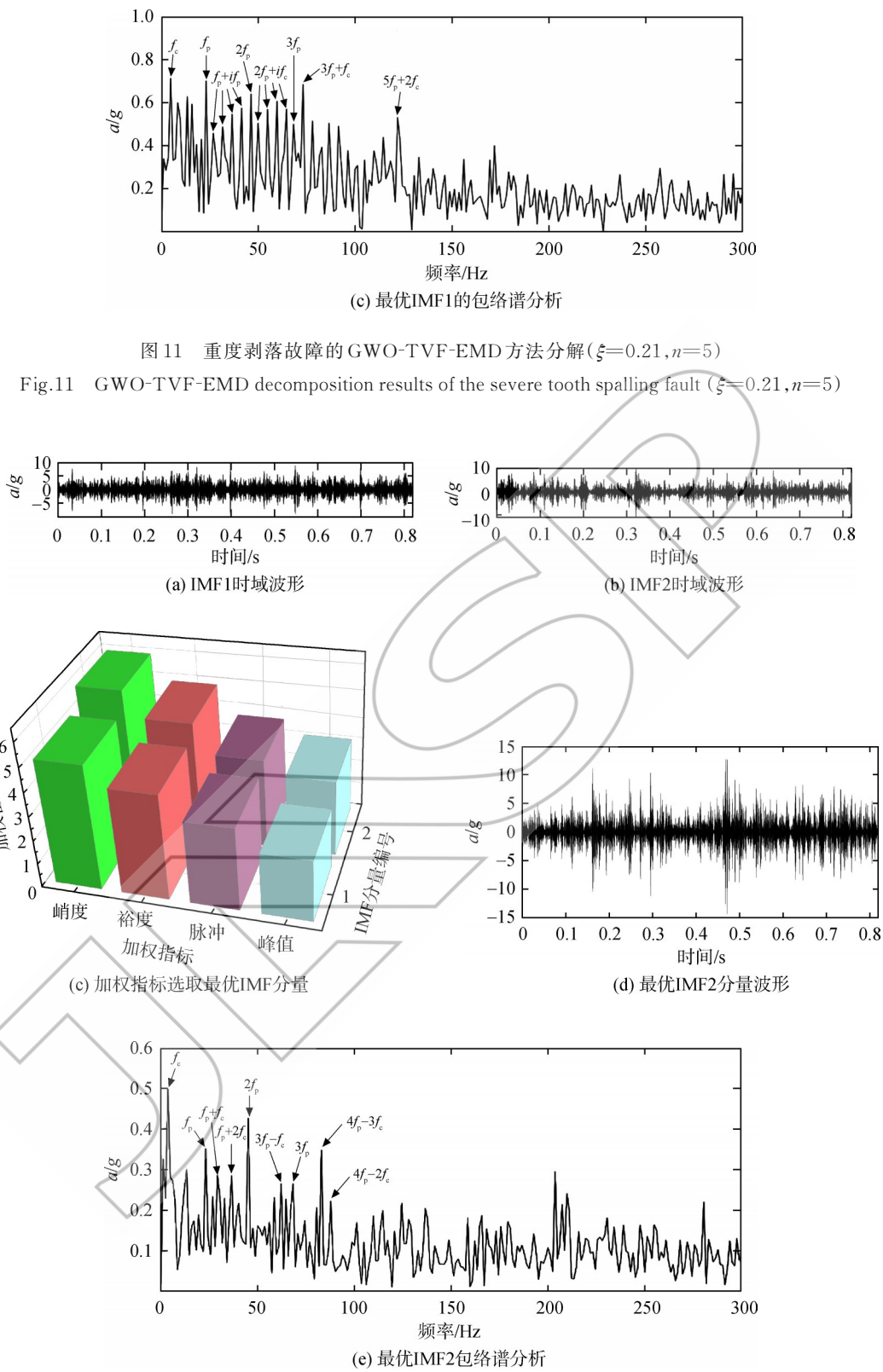
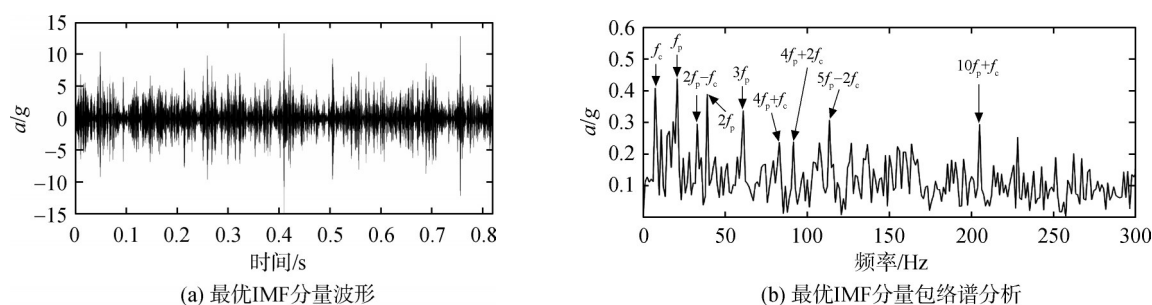


图 12 轻度剥落故障的 GWO-TVF-EMD 方法分解结果($\xi=0.3, n=12$)

Fig.12 GWO-TVF-EMD decomposition results of the minor tooth spalling fault ($\xi=0.3, n=12$)

行星轮的故障频率及其 2 倍频、3 倍频和行星架的旋转频率均有显著的谱峰值,且相比于轻度剥落故障特征频率更为明显且幅值更大,即齿轮磨损更为严重,冲击信号更大,故可判断出行星轮齿面出现了中度剥落故障。

GWO-TVF-EMD 方法对信号进行处理,提

图 13 中度剥落故障的 GWO-TVF-EMD 方法分解结果 ($\xi=0.25, n=10$)Fig.13 GWO-TVF-EMD decomposition results of the moderate tooth spalling fault ($\xi=0.25, n=10$)

取的故障频率均为 23.19 Hz, 理论计算故障频率 22.80 Hz, 其相对误差计算方法如下:

$$\delta = \frac{\Delta}{f_r} \times 100\% \quad (14)$$

式中 δ 表示相对误差, Δ 表示绝对误差, f_r 表示实际故障频率值。

经过计算, 理论值与实际值的相对误差为 1.68%, 进一步验证该算法的准确性及有效性。

6 结 论

本文提出一种齿面剥落故障识别方法, 在将齿面剥落故障与其他健康状态初步识别后, 利用 GWO-TVF-EMD 方法, 对剥落信号的 IMF 分量选取过程进行优化, 实现剥落故障细节特征提取。得到结论如下:

1) 针对 TVF-EMD 方法存在的缺点, 对算法进行改进, 将样本熵作为目标函数的灰狼参数优化方法, 对带宽阈值与 B 样条阶数两个主要参数进行寻优, 得到组合最优解, 并对试验信号进行了分析。

2) 使用加权指标筛选最优的 IMF 分量, 能够突出故障特征频率成分, 提高分解效果, 从而有效地诊断行星齿轮箱不同程度的齿面剥落故障特征。

3) 本文中所提出的 GWO-TVF-EMD 方法解决了最原始的经验模态分解方法中存在的模式混叠现象, 并且更加准确地提取了剥落故障特征频率, 可实现行星齿轮箱齿面剥落故障程度诊断。

试验证明, 首先基于方均根值方法对齿面剥落故障与其他健康状态进行初步识别, 进一步利用 GWO-TVF-EMD 方法能够对齿面剥落故障有效降噪并提取 3 种程度的故障细节特征, 得到故

障频率 23.19 Hz, 与表 2 理论计算故障频率 22.8 Hz 吻合, 相对误差为 1.68%。验证了所提方法在工程领域中的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] LIANG Xihui, ZUO Mingjian, FENG Zhipeng. Dynamic modeling of gearbox faults: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 98(1): 852-876.
- [2] 刘波, 安宗文. 考虑零件寿命相关的风电齿轮箱可靠性分析[J]. 机械工程学报, 2015, 51(10): 164-171.
LIU Bo, AN Zongwen. System reliability analysis of wind turbine gearbox considering component life dependency[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(10): 164-171. (in Chinese)
- [3] CAO Wei, ZHANG Han, WANG Ning, et al. The gearbox wears state monitoring and evaluation based on on-line wear debris features[J]. Wear, 2019, 426/427: 1719-1728.
- [4] 陈果, 杨默晗, 于平超. 基于深度学习的航空发动机不平衡故障部位识别[J]. 航空动力学报, 2020, 35(12): 2602-2615.
CHEN Guo, YANG Mohan, YU Pingchao. Aero-engine unbalanced fault location identification method based on deep learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(12): 2602-2615. (in Chinese)
- [5] CAO Wei, GOU Zhenyuan, WANG Dong, et al. Application of haar wavelet de-noising with cross correlation and neighboring coefficients to the bearing faults prognosis[J]. International Journal of Comadem, 2020, 23(4): 15-22.
- [6] 陈雪骑, 马艳红, 王永锋, 等. 复杂激励下涡轴发动机中央从动锥齿轮故障机理[J]. 航空动力学报, 2020, 35(6): 1222-1227.
CHEN Xueqi, MA Yanhong, WANG Yongfeng, et al. Failure analysis on central drive bevel gear of turbo-shaft engine with complex excitation[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(6): 1222-1227. (in Chinese)
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

- [8] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise - assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1):1-41.
- [9] LI Heng, LI Zhi, MO Wei. A time varying filter approach for empirical mode decomposition[J]. *Signal Processing*, 2017, 138:146-158.
- [10] ZHANG Xin, LIU Zhiwen, MIAO Qiang, et al. An optimized time varying filtering based empirical mode decomposition method with grey wolf optimizer for machinery fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 418:55-78.
- [11] 唐贵基, 周翀, 庞彬, 等. 基于参数优化时变滤波经验模态分解的转子故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(10):162-168.
- TANG Guiji, ZHOU Chong, PANG Bin, et al. Parameter optimized time-varying filter based empirical mode decomposition method for the fault diagnosis of rotors[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(10):162-168. (in Chinese)
- [12] 林近山, 窦春红, 寇兴磊. 基于时变滤波经验模式分解的齿轮箱故障诊断[J]. *机械传动*, 2018, 42(1):98-101.
- LIN Jinshan, DOU Chunhong, KOU Xinglei. Fault diagnosis of gearboxes based on time varying filter for empirical mode decomposition[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2018, 42(1):98-101. (in Chinese)
- [13] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. *American Journal of Physiology: Heart and Circulatory Physiology*, 2000, 278(6):2039-2049.
- [14] 张学清, 梁军, 张熙, 等. 基于样本熵和极端学习机的超短期风电功率组合预测模型[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(25):33-40.
- ZHANG Xueqing, LIANG Jun, ZHANG Xi, et al. Combined model for ultra short-term wind power prediction based on sample entropy and extreme learning machine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(25): 33-40. (in Chinese)
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [16] 杨超, 赵荣珍, 孙泽金. 基于 SVD-MEEMD 与 Teager 能量谱的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. *噪声与振动控制*, 2020, 40(4):92-97.
- YANG Chao, ZHAO Rongzhen, SUN Zejin. Weak fault feature extraction of rolling bearings based on the SVD-MEEMD and Teager energy spectrum[J]. *Noise and Vibration Control*, 2020, 40(4):92-97. (in Chinese)
- [17] 杜冬梅, 张昭, 李红, 等. 基于 LMD 和增强包络谱的滚动轴承故障分析[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(1):92-96.
- DU Dongmei, ZHANG Zhao, LI Hong, et al. Fault diagnosis for roller bearing based on local mean decomposition and enhanced envelope spectrum[J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2017, 37(1):92-96. (in Chinese)
- [18] 屈梁生. *机械故障诊断学*[M]. 西安:西安交通大学出版社, 1986.
- [19] 华哲. 风电机组不对中故障预测技术的研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
- HUA Zhe. Research on misalignment fault prediction of wind turbine[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020. (in Chinese)
- [20] 姜丰, 朱家玲, 胡开永, 等. Pearson 相关系数评价 ORC 系统蒸发器特性的应用研究[J]. *太阳能学报*, 2019, 40(10): 2732-2738.
- JIANG Feng, ZHU Jialing, HU Kaiyong, et al. Applied research to assess evaporator performances in ORC system by Pearson correlation coefficient[J]. *Acta Energetica Sinica*, 2019, 40(10):2732-2738. (in Chinese)
- [21] 王况, 王科盛, 左明健. 一种基于行星齿轮箱复合运动的故障诊断指标[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(23):216-221.
- WANG Kuang, WANG Kesheng, ZUO Mingjian. A fault diagnosis index based on complex movement of planetary gearbox[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(23):216-221. (in Chinese)
- [22] 张龙, 吴荣真. 滚动轴承性能退化评估的自适应频带熵能比指标[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(2):63-71, 100.
- ZHANG Long, WU Rongzhen. Performance degradation assessment of rolling bearings based on the entropy energy ratio of adaptive frequency band[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(2):63-71, 100. (in Chinese)
- [23] WEN Weigang, GAO R X, CHENG Weidong, et al. Planetary gearbox fault diagnosis using envelope manifold demodulation[J]. *Shock and Vibration*, 2016, 7(2):1-13

(编辑:陈 越)