

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.01.011

基于局域均值分解的行星齿轮箱 故障诊断方法*

邓敦杰, 李 鹏*, 王艺光

(桂林电子科技大学 海洋工程学院, 广西 北海 536000)

摘要:在低转速工况下,容易出现行星齿轮箱故障的微弱信号和强信号难以分离的情况,导致行星齿轮箱存在微弱故障诊断精度较差的问题,为此,提出了一种基于局域均值分解(LMD)的行星齿轮箱故障诊断方法。首先,采用 DASP 数据采集系统,采集了行星齿轮箱不同工况下的振动信号,采用平移不变小波降噪方法,对其振动信号进行了降噪处理;然后,采用局域均值分解方法分解了其振动信号,分别采用了能量算子和循环频率对其进行了解调处理,获取了微弱故障信号分量所对应的幅值和相位调制信息,准确提取了行星齿轮箱的微弱故障信号特征;最后,采用最小二乘支持向量机(LSSVM)识别了齿轮箱不同故障特征,判断了行星齿轮箱的运行状态,实现了行星齿轮箱的故障诊断。研究表明:采用基于 LMD 的方法,可以对行星齿轮箱的微弱异常信号及强异常信号进行准确诊断,获得满意的行星齿轮箱故障诊断结果,有效保障行星齿轮箱的安全、稳定运转。

关键词:齿轮传动;局域均值分解;最小二乘支持向量机;平移不变小波降噪;振动信号降噪;微弱故障信号特征

中图分类号:TH132.425;TP391

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2023)01-0083-06

Fault diagnosis of planetary gearbox based on local mean decomposition

DENG Dun-jie, LI Peng, WANG Yi-guang

(Ocean Engineering College, Guilin University of Electronic Technology, Beihai 536000, China)

Abstract: To solve the problem that weak signal and strong signal of planetary gearbox fault were difficult to be separated at low speed, which led to poor diagnosis accuracy of planetary gearbox weak fault, a planetary gearbox fault diagnosis method based on local mean decomposition (LMD) was proposed. Firstly, data acquisition & signal processing (DASP) data acquisition system was used to collect vibration signals of planetary gearbox under different working conditions, and the vibration signals were denoised by translation invariant wavelet denoising method. Then the vibration signal was decomposed according to the local mean decomposition method, and the energy operator and cycle frequency were respectively used to demodulate the vibration signal. The amplitude and phase modulation information corresponding to the weak fault signal components were obtained, and the characteristics of the weak fault signal of the planetary gearbox were accurately extracted. Finally, least square support vector machine (LSSVM) was used to identify different fault features, judge the running state of planetary gearbox, and realize the fault diagnosis of planetary gearbox. The research results show that the proposed method can accurately diagnose the weak abnormal signals and strong abnormal signals of planetary gearboxes, and obtain satisfactory fault diagnosis results of planetary gearboxes. It can effectively ensure the safe and stable operation of planetary gearboxes when applied in practical production.

Key words: gear transmission; local mean decomposition (LMD); least square support vector machine (LSSVM); translation invariant wavelet noise reduction; vibration signal noise reduction; weak fault signal characteristics

收稿日期:2022-06-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61474032)

作者简介:邓敦杰(1980-),男,广西北海人,硕士,工程师,主要从事先进制造技术方面的研究。E-mail:dunjie6772@163.com

通信联系人:李鹏,男,硕士,高级实验师。E-mail:lpjr@163.com

0 引 言

在机械设备的生产过程中,不同机械设备形成一个整体,一旦有一处位置发生故障,将影响到整个机器的运行,导致其无法正常工作。因此,对机械设备进行设备运行状态监测及故障诊断具有十分重要的意义^[1-2]。

目前,低速旋转机械在能源、采矿、冶金机械等领域得到了广泛应用。低速旋转机械的承载力大、工作条件差,其健康状况对于维持设备的正常运行和防止灾难事故的发生起着至关重要的作用。

其中,行星齿轮箱是旋转机械的重要组成部分。行星齿轮箱是连接以及传递动力的常用机械设备,是故障概率比较高的设备部件之一,在运输机械及石油、电力等领域也得到了广泛应用。当行星齿轮箱出现故障时,将对企业整个生产链产生影响,同时带来巨大的经济损失。因此,对行星齿轮箱进行状态监控与故障诊断,确保行星齿轮箱的安全、稳定运转具有重要意义。

近年来,国内外诸多相关专家针对行星齿轮箱故障诊断方面展开了大量研究。

陈仁祥等人^[3]根据信号分布特征,构建了深度信念网络(deep belief network, DBN)模型,通过调整微调 DBN 模型的网络权重以及偏置值,完成了对目标的识别,并最终达到了故障诊断目标。朱静等人^[4]优先采用了经验模态分解方式(empirical mode decomposition, EMD)对信号进行了去噪处理,将所得相关系数作为选取故障信号分量的依据,同时分析处理了选择的分量,通过提取故障信号特征,完成了对齿轮箱的故障诊断处理。贺妍等人^[5]主要通过核主元分析,提取了不同类型的敏感性特征参数,构建了故障诊断系统,将全部数据输入到系统中,完成了对齿轮箱的故障诊断处理;该研究表明,所提方法可准确地诊断行星齿轮箱故障。VALLACHIRA S 等人^[6]基于数据驱动分类管理,提出了一种工业机器人所用的齿轮箱故障检测方法,评估了训练数据增强与估计测量、数据差异以抑制任务依赖性,从工业机器人收集的数据中选择了主成分数据,对齿轮箱故障进行了特征分类,实现了对齿轮箱的故障检测。GCA C 等人^[7]基于重加权广义极小凹稀疏正则化,提出了一种旋转机械振动故障诊断方法,利用了广义极小惩罚函数来规范加权稀疏表示模型,根据统计特征提出了一种重新加权策略,用于处理模拟信号和热传动齿轮箱的振动信号,实现了对齿轮箱的初期故障诊断。

上述文献中,针对行星齿轮箱故障诊断均采取了一定的措施,并得到了相应的诊断结果。但行星齿轮箱故障的微弱信号和强信号仍比较难以分离,导致行星齿轮箱微弱故障诊断容易受到强信号的干扰,诊断效果较差。

基于此,笔者提出一种基于局域均值分解的行星齿轮箱故障诊断方法,并进行相关研究。

首先,利用局部平均分解法对行星齿轮箱各振动信号进行分解,采用能量运算和周期频率进行解调,得到各分量的幅度和相位调制信息,从而精确地提取出行星变速箱微弱故障信号的特征;最后,将提取到的特征输入到最小二乘支持向量机(LSSVM)中,输出行星齿轮箱故障诊断结果,最终实现对齿轮箱的故障诊断。

1 行星齿轮箱故障诊断

1.1 行星齿轮箱振动信号降噪

笔者通过 DASP 数据采集系统(data acquisition & signal processing, DASP)对行星齿轮箱内各种振动信号进行采集处理。

在信号的采集过程中,由于受到不同因素的干扰,易造成信号中存在大量的噪声,进而导致信号整体平稳性较差,降低了齿轮箱故障诊断结果的准确性。因此,需要采用平移不变量小波降噪方法,对采集到的振动信号进行降噪处理^[8]。

在已有去噪方法的基础上,业内已经提出了多分辨分析的有关概念及理论,可据此获取正交小波变换的计算方式。

根据上述理论,设定信号 $x(t)$ 的采样离散数据为 x_k ,则可获得与之对应的正交小波变换方法。

此处,笔者引入多分辨分析理论,可以得到行星齿轮箱振动信号 $x(t)$ 的正交小波变换分解公式,即为:

$$\begin{cases} d_{j,k} = \sum (d_{j,k} \times h_{n-2k}) \\ e_{j,k} = \sum (d_{j-1} \times g_{n-2k}) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $d_{j,k}$ —尺度系数; $e_{j,k}$ —小波系数; g_{n-2k} , h_{n-2k} —滤波处理次数; k —常数; n —采样总次数。

从信号滤波角度来看,正交小波分解过程就是将离散信号分别采用高通及低通滤波器对采集到的信号实行滤波处理,得到信号的高频细节信息及低频概貌。

信号重构过程 $d_{j-1,k}$ 可表示为:

$$d_{j-1,k} = \sum (d_{j,k} \times h_{n-2k}) + \sum (d_{j-1} \times g_{n-2k}) \quad (2)$$

要从被噪声污染的信号中恢复原始信号,对应的去噪步骤如下:

(1) 计算含有噪声的信号,同时对其实行正交小波变换处理,选取最佳小波基和对应的分解层次,将包含噪声的信号实行小波分解处理,最终获取小波分解系数;

(2) 阈值处理步骤(1)中的小波系数;

(3) 对小波系数重构处理,获取对应的信号估计值。

虽然阈值方法获取的去噪效果比较显著,但在一些比较特殊的情况下,例如在信号的不连续领域内,阈值法自动将信号转换为非自然信号。

为有效解决上述问题,笔者通过平移不变量小波降噪来完成振动信号的去噪工作^[9-11]。

基于平移不变量小波降噪的行星齿轮箱振动信号降噪流程,具体操作步骤如图 1 所示。

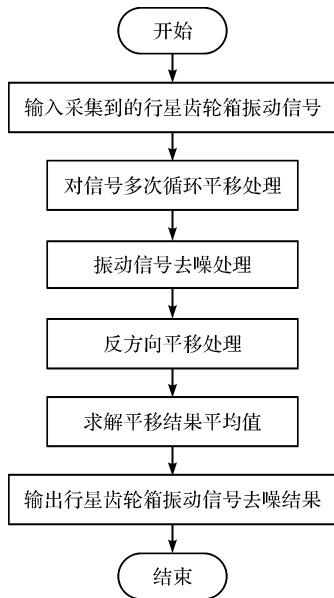


图 1 行星齿轮箱振动信号降噪流程

笔者对图 1 流程进行细化,其步骤为:

(1) 将采集的行星齿轮箱振动信号作为输入信号;

(2) 对行星齿轮箱振动信号实行多次循环平移处理,则对应的计算公式为:

$$G(x, x_k) = Ave_{\text{hell}} S_{-n} * \sigma(e_{j,k}) \quad (3)$$

式中: $G(x, x_k)$ —多次循环平移处理结果; Ave_{hell} —平移循环算子; S_{-n} —方值差根;

(3) 通过平移不变量降噪方法中的软阈值降噪方法对信号降噪处理,则对应的软阈值函数为:

$$\omega_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\omega_{j,k}$ —软阈值函数; λ —时间维度特征。

采用最高分辨率级的小波系数对噪声的标准差估

计处理,从而得到下式:

$$\sigma = \frac{\text{median}(|\omega_{j,k}| - \lambda)}{0.6745} \quad (5)$$

式中: σ —标准差估计结果;

(4) 再次对振动信号反方向平移处理,同时求解处理结果的平均值;

(5) 输出行星齿轮箱振动信号降噪结果^[12-14]。

1.2 基于局域均值分解的行星齿轮箱微弱信号提取

作为一种全新时频分析方法,目前,局域均值分解方法被广泛应用于多种信号处理工作中。

局域均值分解主要是为了将非平稳以及非线性信号分解,形成包络信号以及纯解调信号,根据二者乘积得到对应的行星齿轮箱微弱故障信号分量,同时得到时域及频域信号^[15-17]。

针对行星齿轮箱的原始振动信号而言,其具体分析流程如下:

(1) 确定行星齿轮箱原始振动信号 $x(t)$ 的全部局域极值点 h_i , 将其作为计算依据求得邻近极值点 h_{i+1} 的平均值 k_i 和包络平均值 b_i , 公式如下:

$$\begin{cases} k_i = \frac{h_i + h_{i+1}}{2} \\ b_i = \frac{|b_i - b_{i+1}|}{2} \end{cases} \quad (6)$$

(2) 将步骤(1)所得数值进行平滑处理,获取局域均值函数 $n_{11}(t)$ 以及包络估计函数 $b_{11}(t)$, 将 $n_{11}(t)$ 单独进行分离处理后获取调频信号,其公式如下:

$$\begin{cases} m_{11}(t) = x(t) - n_{11}(t) \\ v_{11}(t) = \frac{m_{11}(t)}{b_{11}(t)} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $m_{11}(t)$ —调频信号; $v_{11}(t)$ —信号解调结果。

(3) 判断包络估计函数是否满足设定的约束条件,如符合条件则说明 $m_{11}(t)$ 不是一个单纯调频信号,需要对其进行重复迭代处理,其计算公式为:

$$\begin{cases} m_{11}(t) = x(t) - n_{11}(t) \\ m_{12}(t) = v_{11}(t) - n_{12}(t) \\ \vdots \\ m_{1n}(t) = v_{1(n-1)}(t) - n_{1n}(t) \end{cases} \quad (8)$$

在实际的计算过程中,为了有效提升其计算效率,需要事先设定其变量,当满足约束条件时,则停止迭代过程;

(4) 完成迭代操作后,计算得到的微弱故障信号 $F_{11}(t)$ 为:

$$\begin{cases} g_1(t) = g_{11}(t)g_{12}(t)\cdots g_{1n}(t) \\ F_1(t) = g_1(t) * m_{11}(t) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $g_{11}(t)$ —瞬时幅值函数。

笔者根据纯调频信号 $g_{11}(t)$, 对所得第一个微弱故障信号分量进行求解, 以获取对应瞬时频率。

其计算公式为:

$$r_1(t) = \frac{1}{2\pi} \cdot \frac{d[\arccos m_{11}(t)]}{dt} \quad (10)$$

式中: $r_1(t)$ —瞬时频率; d —迭代次数;

(5) 在行星齿轮箱中, 准确分离第一个微弱故障信号分量, 对剩余信号 $y_1(t)$ 分解处理, 获取大量有利用价值的频率成分; 将 $y_1(t)$ 设定为原始数据, 重复上述操作步骤, 分离获取第 2 个微弱故障信号分量, 直至获取满足需求的单调函数, 则停止计算。

准确分离的全部微弱故障信号分量为:

$$\begin{cases} y_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ y_2(t) = y_1(t) - PF_2(t) \\ y_3(t) = y_2(t) - PF_3(t) \\ \vdots \\ y_k(t) = y_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $y_k(t)$ —第 k 个剩余微弱故障信号的分量; $PF_k(t)$ —第 k 个剩余微弱故障信号的频率。

因此, 最终信号可表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1} [PF_i(t) + y_k(t)] \quad (12)$$

1.3 行星齿轮箱故障诊断

笔者采用局部均值分解方法 (local mean decomposition, LMD) 获取行星齿轮箱微弱故障的时频信号, 同时将其和希尔伯特变换 (Hilbert transform) 相结合, 即可获取信号的时频分布^[18]。

结合时频分析方法如下:

当得到行星齿轮箱振动信号的微弱故障信号分量后, 需对各个微弱故障信号分量实行 Hilbert 变换处理^[19], 可得计算公式为:

$$PF_p(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{PF_p(t)}{t - \pi} \quad (13)$$

式中: $PF_p(t)$ —经过 Hilbert 变换处理的微弱故障信号分量; t —采样周期。

同时, 组建解析信号的具体计算公式为:

$$x_p(t) = \frac{PF_p(t)}{[PF_k(t) + y_k(t)]} \quad (14)$$

式中; $x_p(t)$ —解析信号。

通过式 (14) 获取信号的时频谱如下:

$$H(\omega, t) = \frac{PF_p(t)}{[PF_k(t) + y_k(t)]} * \sum_{i=1} [PF_k(t) + y_k(t)] \quad (15)$$

式中: $H(\omega, t)$ —信号的时频谱。

结合以上分析, 笔者采用局域均值分解方法对行星齿轮箱实行故障诊断处理^[20]。

详细的故障诊断流程如图 2 所示。

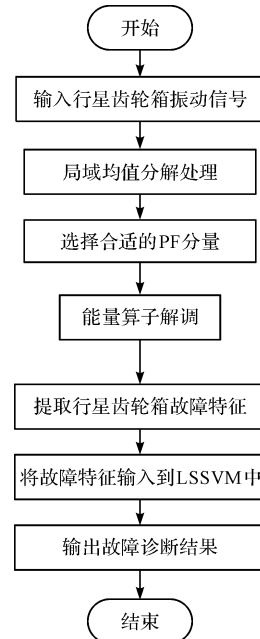


图 2 行星齿轮箱故障诊断流程

行星齿轮箱故障诊断具体步骤如下:

- (1) 在随行星齿轮箱故障信号进行去噪处理后, 需对振动信号展开局域均值分解处理^[21];
- (2) 根据分解结果选择合适的微弱故障信号分量;
- (3) 通过步骤 (2) 获取乘积函数;
- (4) 获取微弱故障信号分量对应的幅值和相位调制;
- (5) 提取行星齿轮箱故障特征^[22-25];
- (6) 将提取到的特征输入到最小二乘支持向量机 (LSSVM) 中, 输出行星齿轮箱故障诊断结果, 最终实现齿轮箱的故障诊断。

2 仿真实验

为了验证上述故障诊断方法的有效性, 接下来, 笔者展开实验测试分析。

此处, 笔者系统以 LABVIEW 为基础搭建了仿真实验平台。

行星齿轮箱试验台结构原理如图 3 所示。

该实验平台由输入编码器、磁粉制动器、行星齿轮箱和编码器组成。笔者设置齿轮箱采样点为 5 000 个, 采样频率 20 kHz, 每 10 min 采样一次, 每次采样 10 s; 驱动轮是一个整体齿轮轴, 行星轮齿数为 20, 行星轮个数为 3 个, 无源轮齿数为 70; 齿轮啮合频率为 700 Hz。



图 3 仿真实验平台原理图

为了准确描述相关信号,笔者优先对行星齿轮箱信号实行局域均值分解处理。分解所得实验结果,即行星齿轮箱仿真信号经 LMD 分解后的时域波形及频谱图,如图 4 所示。

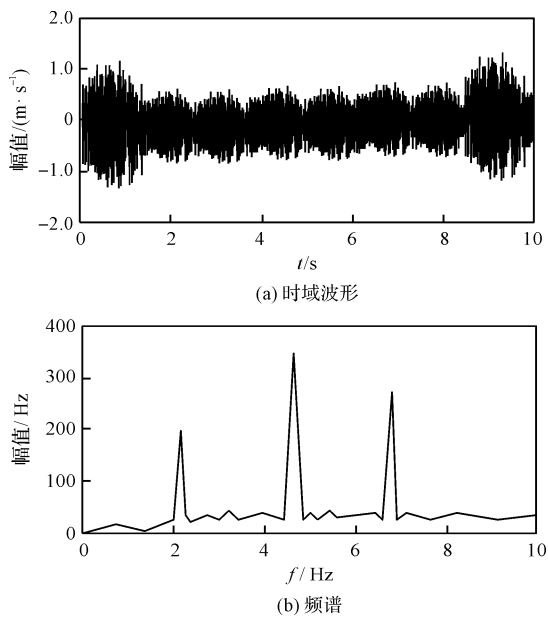


图 4 LMD 分解后的时域波形及频谱图

由图 4 可知:采用上述诊断方法对行星齿轮箱仿真信号分解后,得到的行星齿轮箱的时域波形稳定,幅值在 $-1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \sim 1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 之间波动;一级啮合频率为 192 Hz、二级啮合频率 339 Hz、三级啮合频率为 281 Hz,二阶啮合频率处幅值增幅最大,可判断二级啮合齿轮上发生故障。

齿轮一级转动、二级转动、三级转动的绝对旋转频率分别为 $0 \sim 18 \text{ Hz}$ 、 $18 \sim 22 \text{ Hz}$ 、 $19 \sim 23 \text{ Hz}$ 。当信号包络谱频率在 $0 \sim 4 \text{ Hz}$ 范围内时,行星齿轮箱的时域幅值由 $0.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 降至 $0.01 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

根据图 4 分析,笔者获取了行星齿轮箱齿轮特征频率变化情况,如表 1 所示。

表 1 行星齿轮箱的特征频率变化

行星齿轮啮合频率	绝对旋转频率/Hz	故障特征频率/Hz
一级转动	0 ~ 18	192
二级转动	18 ~ 22	339
三级转动	19 ~ 23	281

笔者分别采用 3 种不同方法提取行星齿轮箱的故障信号特征。

不同方法下的行星齿轮箱故障诊断对比分析结果,如图 5 所示。

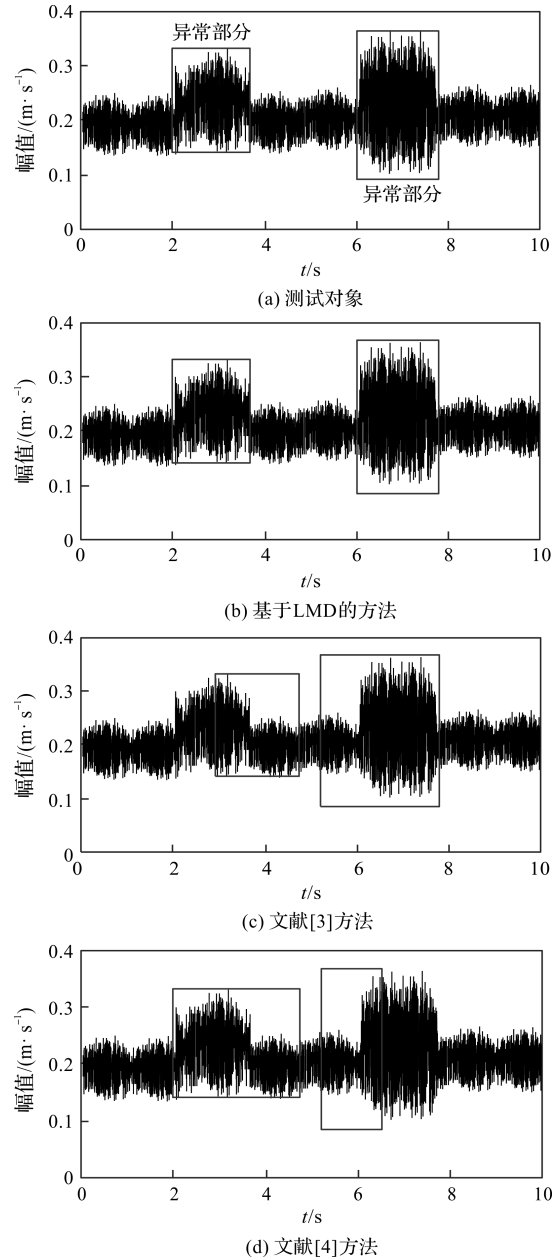


图 5 不同方法行星齿轮箱故障诊断结果对比

其中,图 5(a) 所示为行星齿轮箱异常部分详细的实验测试结果。

由图 5 可知:行星齿轮箱存在微弱异常信号及强异常信号;在 3 种故障诊断方法中,基于局部均值分解(LMD)方法可准确提取出齿轮箱的故障振动微弱异常信号及强异常信号,而另外两种方法提取的特征结果精准度不高,无法准确诊断其故障特征。

由此可见,采用基于 LMD 的方法进行行星齿轮箱故障诊断可以达到较高精度。

3 结束语

为了有效克服传统齿轮箱故障诊断方法的弊端,笔者提出了一种基于局域均值分解的行星齿轮箱故障诊断方法,即采用平移非变量小波降噪技术对行星齿轮箱故障信号进行降噪处理,利用局域均值分解对各振动信号进行分解,获取其幅度和相位调制信息,从而实现了行星齿轮箱故障信号的精确识别。

研究结论如下:

- (1) 基于 LMD 的方法得到的行星齿轮箱仿真信号时域波形稳定,幅值在 $-1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \sim 1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 间波动;
- (2) 二阶啮合频率为 339 Hz,增幅最大,可判断二级啮合齿轮上出现故障;
- (3) 基于 LMD 的方法可用于准确诊断行星齿轮箱故障、精准定位行星齿轮箱故障位置。

基于 LMD 的方法能够准确判断行星齿轮箱故障位置,但在故障定位效率方面仍有提升空间。因此,在接下来的工作中,笔者将以故障定位效率为研究对象,进一步完善基于局域均值分解的行星齿轮箱故障诊断方法。

参考文献 (References):

- [1] 何群,赵婧怡,江国乾,等. 基于电流信号稀疏滤波特征融合的齿轮箱故障诊断方法[J]. 电网技术, 2020, 44(5):1964-1971.
- [2] 刘永亮. 煤矿机械齿轮箱故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(11):12-16.
- [3] 陈仁祥,杨星,胡小林,等. 深度置信网络迁移学习的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1):127-133, 150.
- [4] 朱静,邓艾东,邓敏强,等. 基于 MED 和自适应 VMD 的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2020, 50(4):698-704.
- [5] 贺妍,王宗彦. 基于 SFLA-BP 模型和 KPCA 特征提取的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械强度, 2020, 42(2):263-269.
- [6] VALLACHIRA S, ORKISZ M, NORRLF M, et al. Data-driven gearbox failure detection in industrial robots[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1):193-201.
- [7] GCA C, SWB C, XC B, et al. Reweighted generalized minimax-concave sparse regularization and application in machinery fault diagnosis[J]. *ISA Transactions*, 2020, 105(10):320-334.
- [8] 孟湘,曾洪涛,刘冬,等. 基于 VMD-SWT 的降噪方法在转子振动信号中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2021(6):164-168.
- [9] 赵明生,苟倩倩,张光雄,等. 基于 CEEMDAN 的塌落触地振动信号最优降噪光滑模型算法[J]. 爆破, 2020, 37(2):127-135.
- [10] 关正伟,黄娜,党晓圆,等. 基于加权距离的机械振动多源信号盲分离[J]. 计算机仿真, 2021, 38(10):397-400.
- [11] 包广清,常勇,杨国金. 基于 EMD 阈值方法的轴承故障振动信号去噪[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(10):205-210.
- [12] 朱江艳,马军,杨创艳,等. 基于 Fast ICA-BAS-MCKD 的滚动轴承复合故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8):107-117.
- [13] 丁承君,付晓阳,冯玉伯,等. 基于参数优化 VMD 的齿轮箱故障特征提取方法[J]. 机械传动, 2020, 44(3):171-176.
- [14] 刘力. 基于信号局部均值分解的机械故障诊断研究[J]. 机械设计与制造工程, 2021, 50(6):117-120.
- [15] MA Xiao-yang, YANG Qiu-ling, CHEN Chang, et al. Harmonic and interharmonic analysis of mixed dense frequency signals[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(10):10142-10153.
- [16] 梁好,蒋章雷,覃绘桥,等. 基于双谱特征的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(4):110-113.
- [17] 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.
- [18] 万书亭,彭勃. 基于非局部均值去噪和快速谱相关的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 中南大学学报:自然科学版, 2020, 51(1):76-85.
- [19] 陈志刚,赵志川,钟新荣,等. 基于鲁棒局部均值分解与二阶瞬态提取变换的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(1):157-165.
- [20] LIU Xiao-hua, JING Xiao-yuan, TANG Gui-jin, et al. Low-rank tensor completion for visual data recovery via the tensor train rank-1 decomposition[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(1):114-124.
- [21] 黄传金,宋海军,秦娜,等. 基于复局部均值分解和复信号包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8):179-183.
- [22] SHARMA E, DEO R C, PRASAD R, et al. A hybrid air quality early-warning framework: an hourly forecasting model with online sequential extreme learning machines and empirical mode decomposition algorithms[J]. *The Science of the Total Environment*, 2020, 3(20):1-23.
- [23] 周建华,郑攀,王帅星,等. 基于小波时频图和卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械传动, 2022, 46(1):156-163.
- [24] 张平格,万炬峰,冯思毅,等. 基于 LabVIEW 的全自动粘箱机远程监测系统[J]. 包装与食品机械, 2021(2):78-83.
- [25] 顾能华,侯银银,韩雪龙. 基于 EEMD 分解与 PCA-FCM 聚类的岸桥减速箱故障诊断方法[J]. 电子技术应用, 2021, 47(4):101-106, 111.

[编辑:全瑶]

本文引用格式:

邓敦杰,李鹏,王艺光. 基于局域均值分解的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机电工程, 2023, 40(1):83-88.

DENG Dun-jie, LI Peng, WANG Yi-guang. Fault diagnosis of planetary gearbox based on local mean decomposition[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40(1):83-88.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>