

DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2018.08.001

基于参数优化 MCKD 的行星齿轮箱 微弱故障诊断研究*

唐道龙, 李宏坤*, 王朝阁, 侯梦凡, 杨蕊
(大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 针对行星齿轮箱在故障早期时振动信号比较微弱, 受噪声污染严重、且传递路径复杂多变, 实际情况下故障特征难以准确提取与分离的问题, 提出了基于参数优化最大相关峭度解卷积(MCKD)的微弱故障特征提取方法。首先通过最大相关峭度解卷积对原始信号进行了降噪处理, 设置了峭度和自相关峰态系数作为筛选准则, 对算法参数组合进行了优化选取, 检测周期性故障冲击特征; 然后对降噪后的信号进行了希尔伯特包络谱分析, 从而获得了准确故障特征频率。仿真信号和实验数据分析结果表明: 该方法对于强背景噪声下的行星齿轮箱微弱故障诊断具有良好的效果, 有效抑制了噪声干扰, 成功提取了故障特征。

关键词: 行星齿轮箱; 微弱故障诊断; 最大相关峭度解卷积; 峭度; 峰态系数

中图分类号: TH133.3; TQ050.2

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2018)08-0779-07

Fault diagnosis of planet gear box based on parameter optimization's MCKD

TANG Dao-long, LI Hong-kun, WANG Chao-ge, HOU Men-fan, YANG Rui
(Institute of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault signal is difficult to extract and separate accurately when the vibration signal of planet gear box is too weak and affected by the noise pollution seriously, the transmission path is complex and changeable, a fault diagnosis method based on parameter optimization's MCKD was proposed. First of all, the MCKD method was used to reduce the strong noise of the original signal and to detect the cyclical shock components. Then the kurtosis and auto peak state coefficients as the screening criteria was set to select the optimal signal. Finally, the Hilbert envelope spectrum of the noise reduction signal was calculated to get the accurate fault character frequency. The results of simulation signal and engineering application analysis indicate that, the fault feature extraction of gearbox under strong background noise based on presented method is very effective, the noise is suppressed effectively and the fault signature is extracted successfully.

Key words: planet gearbox; wake fault diagnosis; MCKD; kurtosis; peak coefficient

0 引言

作为旋转机械中重要的传动结构,行星齿轮箱被广泛应用于机械行业之中,在风力发电、机床加工、交通运输、纺织机械、石化装备等各领域中具有不可替代的重要作用^[1]。但是由于实际工作环境恶劣、载荷分布复杂,很容易引发齿轮箱的各类故障,致使机组停机

检修,引发一系列的安全隐患和经济损失。

如何及时发现故障并采取高效的诊断维修措施,避免造成更大的损失和事故,是人们一直关注的热点问题^[2]。

行星齿轮箱在发生故障时往往会引发冲击,利用故障特征频率去进行故障诊断是当前采用的最主要的方式。由于齿轮箱振动信号复杂且在实际工作环境中受低频成分噪声污染严重,有效的冲击特征信号往往

收稿日期: 2017-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51175057)

作者简介: 唐道龙(1992-),男,山东德州人,硕士研究生,主要从事行星齿轮箱的故障诊断及信号处理方面的研究。E-mail: daolongtang@163.com

通信联系人: 李宏坤,男,教授,博士生导师。E-mail: lihk@dlut.edu.cn

淹没在环境噪声中,常规的时频分析和小波分析等信号处理方法往往难以进行准确的判断^[3,4]。因此,研究一种简单且实用的微弱特征提取方法对于工程应用具有十分重要的意义。

MCDONALD 等^[5]于 2012 年在最小熵反褶积 (MED) 的基础上提出了最大相关峭度解卷积 (MCKD) 理论,针对周期性冲击信号通过解卷积运算提取出被噪声淹没的特征信息,提高其相关峭度值,用来检测冲击成分,并在齿轮和轴承的故障诊断中取得了不错的效果。

峭度作为信号的特征参数最早由 DWYER^[6]提出,通过计算不同谱线的峭度值,检测非平稳信号中的瞬态信息,提取峭度最大的频带进行分析。

为了降低无关信号的干扰,准确提取振动信号的信息,本文针对齿轮箱振动信号在强背景噪声下难以准确提取的问题,提出首先运用 MCKD 对原始信号进行降噪处理,根据峭度和自相关峰态系数作为筛分准则对算法参数进行优化识别^[7],获取最佳降噪信号,计算其包络谱进行信号的故障判别,通过仿真和实验信号验证这一方法的有效性。

1 最大相关峭度解卷积 (MCKD)

最大相关峭度解卷积算法用于提取信号中的周期冲击成分,以相关峭度为特征参数,运用解卷积运算使降噪后的信号的相关峭度最大,适用于信噪比较低的情况,对周期性的故障特征分析效果良好。

相关峭度的定义为:

$$CK_M(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (1)$$

式中: y_n —输入信号; T —冲击信号的周期; M —位移数,一般可以取 1 ~ 7; f —有限冲击响应滤波器向量; L —滤波器长度。

通过选取一个最优滤波器 f ,使 $CK_M(T)$ 最大,令:

$$\frac{d}{df_k} CK_M(T) = 0 \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

滤波器通过矩阵形式可表示为:

$$\vec{f} = \frac{|\vec{y}|^2}{2|\vec{\beta}|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \vec{\alpha}_m \quad (3)$$

其中:

$$X_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & x_{3-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ 0 & \vdots & x_{1-r} & \cdots & x_{N-2-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (4)$$

$$r = [0 \quad T \quad 2T \quad \cdots \quad mT] \quad (5)$$

$$\vec{\alpha}_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_{1-mT}^2 \cdots y_{1-MT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_{2-mT}^2 \cdots y_{2-MT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_{N-mT}^2 \cdots y_{N-MT}^2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\vec{\beta} = \begin{bmatrix} y_1 & y_{1-T} & \cdots & y_{1-MT} \\ y_2 & y_{2-T} & \cdots & y_{2-MT} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_N & y_{N-T} & \cdots & y_{N-MT} \end{bmatrix} \quad (7)$$

根据以上公式原理可知, MCKD 算法的主要步骤如下:

- (1) 选择滤波器长度 L 、周期 T 和位移数 M ;
- (2) 计算原始信号的 X_0 , X_0^T 和 $(X_0 X_0^T)^{-1}$;
- (3) 根据公式求解滤波后的信号 y ;
- (4) 由 y 计算得出 α_m 和 β ;
- (5) 更新滤波器系数 f 。

若滤波前后信号的相关峭度值 $\Delta CK_M(T) > \varepsilon$, 跳到第 (3) 步继续循环; 小于, 则停止迭代。 ε 为用来控制迭代终止的较小正数。

2 峭 度

峭度指标作为一种描述波形峰度的特征参数, 对冲击信号比较敏感^[8], 由于它是无量纲参数, 与齿轮或者轴承的转速、尺寸、载荷等无关, 且对冲击信号非常敏感, 特别适用于表面损伤类故障的早期诊断。

峭度值 K 的定义为:

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (8)$$

式中: μ , σ —信号 x 的均值和标准差; $E(t)$ —变量 t 的期望值。

当 $K = 3$ 时, 定义为零峭度; 当 $K > 3$ 时, 信号具有正峭度; 当 $K < 3$ 时, 信号则具有负峭度。

当轴承或齿轮发生故障时, 峭度值明显增大, 表明其运转脱离正常状态, 但由于在实际环境中信号的噪声分量占比较大, 峭度在计算时会趋近于正常状态, 在强背景噪声的环境下应用效果不好。

3 自相关峰态系数

自相关是检测时序信号自身在不同时间点的相关长度, 其公式定义为:

$$R_f(\tau) = f(\tau) * f^*(-\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t + \tau) f^*(t) dt \quad (9)$$

式中: * — 卷积运算符; $(\cdot)^*$ — 其共轭。

随机噪声的自相关函数在零点处最大,然后向两侧迅速衰减,同样的对于一般周期信号,也是在零点处取得最大值,但衰减程度比较缓慢,因此,可以利用信号的自先关性对信号和噪声进行区分。

峰度又称峰态系数^[9],用来表征概率密度曲线在平均值处峰值高低。

其定义公式为:

$$bk = \frac{\sum_{i=1}^N (x - \bar{x})^4}{N\sigma^4} - 3 \quad (10)$$

式中: N — 信号点数; σ — 信号的标准差。

正态分布下峰态系数值为零。信号分布曲线越陡峭,则峰态系数就越大。首先对信号进行自相关分析并计算其峰态系数,发现该参数指标在冲击特征与噪声信号具有明显差异。因此,本文提出了选用自相关峰态系数和峭度值最为故障诊断的信号筛分准则这一思路。

4 基于参数优化 MCKD 的诊断流程

行星齿轮箱发生故障时,噪声因素及其他设备对于状态的诊断造成了很大的干扰。传统的时域和频域分析在面对成分复杂的非平稳信号时,则难以取得比较理想的分析效果。较大的环境噪声影响容易将齿轮箱中故障信号的周期性冲击特征淹没^[10],复杂的传递路径也影响了信号的准确采集^[11],因此难以通过常规的时域和频域信号进行特征提取。

针对这种实际问题对诊断工作造成的干扰,为有效提取冲击信号成分,本文提出了基于参数优化 MCKD 的故障诊断算法。

算法流程图如图 1 所示。

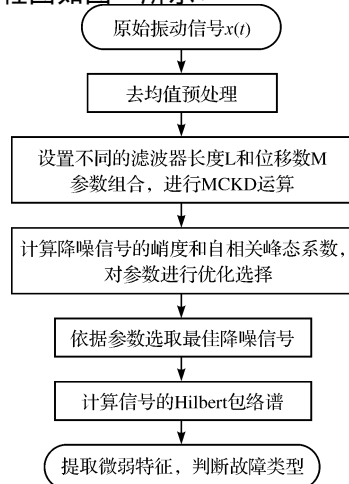


图1 齿轮箱微弱故障特征提取流程图

本文方法的具体流程为:

(1) 首先使用传感器对齿轮箱进行合理的测点布置,采集齿轮箱等关键位置的振动信号 $x(t)$,并获取其实时的转速信息,供后续分析参考;

(2) 利用 MCKD 算法对信号进行降噪处理,设置不同的滤波器长度和位移数 M 的参数组合,观察和分析其处理效果;

(3) 利用峭度值和自相关峰态系数建立降噪信号的筛选准则,选取合理的峭度值和自相关峰态系数对应的参数组合作为最优解;

(4) 对优化后的降噪信号进行包络谱分析,提取信号的微弱特征,识别频率成分,判断故障类型。

5 仿真信号分析

5.1 设计仿真信号

当齿轮箱内部的齿轮或者轴承发生故障时,受传动规律影响,轮齿之间会随着输入轴的旋转而发生啮合作用,对于局部故障则会产生周期性的冲击信号,时域信号表现为周期性的冲击,在其频谱图中则表现为啮合频率及周围以故障特征频率为主的边频带。

由于早期冲击比较微弱且受噪声污染严重,为观察本文方法在强背景噪声下的处理效果,笔者设计以下仿真信号进行分析:

$$x(t) = \sum_{-M}^M A e^{-\xi \omega_0 t} (\sin(2\pi f_1 t) + 1.2 \sin(2\pi f_2 t)) + n(t) \quad (11)$$

式中: A — 冲击振动的位移常数; ξ — 系统阻尼系数; ω — 系统固有频率; f_1, f_2 — 系统调制频率。

设置: $A = 4$, $\xi = 0.1$, $\omega = 8000$, $f_1 = 2000$, $f_2 = 7000$, $M = 100$, 采样频率为 25 000 Hz, 采样点数为 4 000 点, 冲击信号的重复周期为 $T = 0.008$ s, 即故障特征频率为 $f = 1/T = 125$ Hz。

为了使原始仿真信号更加接近于现场环境中采集的数据,本研究同时向信号中加入了信噪比为 -16 dB 的高斯白噪声 $n(t)$,以模拟强背景噪声的状况,建立的仿真信号模型及加噪信号模型如图 2 所示。

仿真信号的时域和频域图如图 2(a, b) 所示。时域图中每隔一定间隔出现的冲击即为故障特征信号,经计算信号的峭度值为 13.81,自相关峰态系数为 139.83,由频域图中均匀分布的边频带可知特征频率为 125 Hz; 加入高斯白噪声后的信号波形如图 2(c) 所示。已经很难观察到明显的冲击特征,峭度值为 2.04,信号完全被噪声淹没; 如图 2(d) 所示的

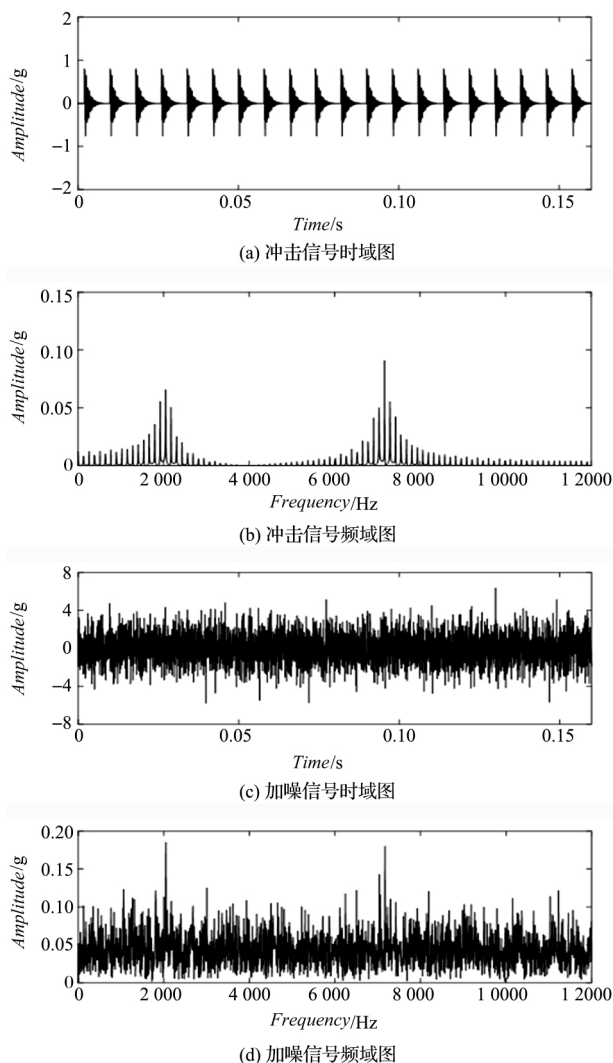


图 2 仿真信号图形

频域图也没有获得正确的边频带。因此,常规方法难以准确提取微弱特征,故笔者采用本文提出的算法进行验证。

5.2 方法验证

为了验证本文提出的对 MCKD 进行参数优化理论的正确性及去噪效果,笔者利用最大相关峭度解卷积对仿真信号进行降噪处理,对于该算法所提出的 3 个参数,取周期参数 $T = F_s/f$,对于另外两个参数位移数 M 和滤波器长度 L 。

为了对其进行更准确的识别和设定,笔者利用 Matlab 数学分析软件建立多个参数组合,对于每一组参数组合,建立峭度和自相关峰态系数的筛分准则,分别计算每种组合的系数大小,并进行对比分析。然后本研究识别出最优解,进而实现对算法的优化。

由于篇幅限制,本文展示了最优组合周围的一系列计算结果,如表 1 所示。

表 1 MCKD 各参数组合的峭度值及自相关峰态系数

参数组合(M L)	峭度(K)	自相关峰态系数(Abk)
(5 300)	7.86	353.98
(5 350)	9.303	223.00
(5 400)	12.314	279.05
(5 450)	17.75	258.53
(6 300)	7.18	198.90
(6 350)	8.51	154.40
(6 400)	11.82	228.55
(6 450)	17.218	114.02
(7 300)	6.96	188.49
(7 350)	10.11	194.74
(7 400)	13.20	117.28
(7 450)	17.107	107.90

由表 1 可知:当参数设置不同时,信号的峭度和峰态系数是不断变化的,峭度值越大则冲击特征越明显,噪声分量高的峰态系数比低噪声信号要低,因此,需要选择适中的参数去进行算法优化。

当 $M=7$ $L=400$ 时,可以看到峭度与峰态系数均与原始的仿真信号最接近,因此,笔者将该组参数看做 MCKD 参数的最优解,进行进一步计算和分析。

参数优化后的 MCKD 降噪图如图 3 所示。

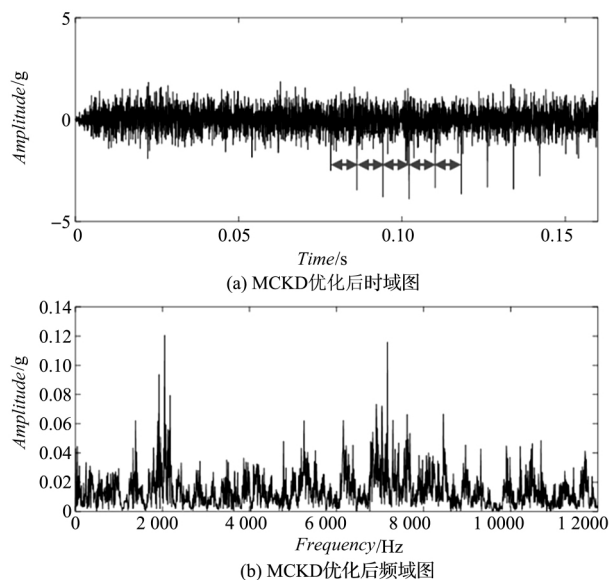


图 3 最优参数 MCKD 降噪信号图形

从时域图中可以看出:信号的冲击特征被凸显出来,噪声已经得到了明显的抑制,对其进行 FFT 计算后,同样可以看出频域图中出现了和原始信号相同状况的峰值和边频带。

本研究对优化后的降噪信号进行包络谱分析,得到的结果如图 4 所示。

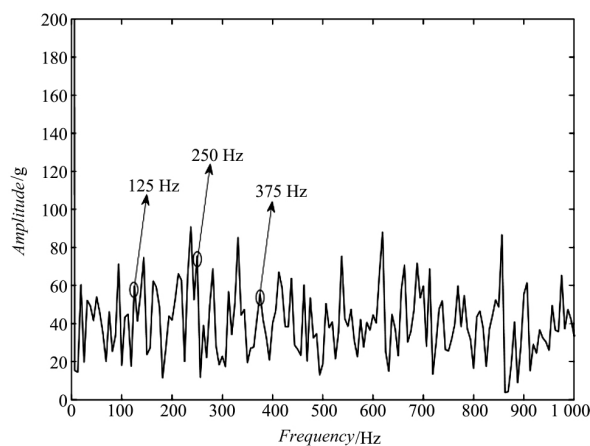


图 4 原始仿真信号包络谱

如图 4 所示的原始信号包络谱频率复杂,虽然可以找出冲击特征频率及其倍频,但受无关噪声的干扰严重,幅值低于噪声频率,无法对故障进行准确地识别和提取。

包络谱经过参数优化 MCKD 处理后的图如图 5 所示。

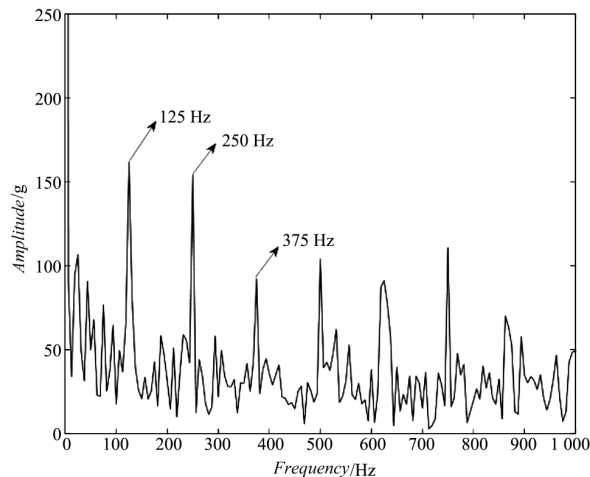


图 5 算法处理后的包络谱

由图 5 可以观察到:故障特征频率 $f = 125\text{ Hz}$ 及其二倍频 250 Hz 和三倍频 375 Hz 比较明显,且噪声信号的频率幅值较低。

因此,笔者通过仿真信号验证了本文方法对于受噪声污染严重的信号具有很好的效果,在有效抑制和消除了无关噪声干扰的情况下,较好地保留了故障特征频率。

6 实验信号分析

6.1 实验背景

为了进一步验证本文对 MCKD 进行参数优化方法的有效性,笔者将其运用在实验室的齿轮箱模拟故障实验台的特征提取与故障诊断之中。

该实验台由变频电机、NGW 型行星齿轮箱、一个

轴承测试系统和可编程磁力制动器组成,可模拟行星齿轮箱及轴承的多种微弱及严重故障,如磨损、裂纹、点蚀、断齿、缺齿等。其他实验装置还包括激光转速传感器、NI-9234 数据采集仪和东方所 DASP 信号采集软件等。

本次实验针对行星齿轮箱的信号进行了采集,对其太阳轮进行了微弱故障加工,在距离太阳轮和齿圈等最近的箱体处安装振动加速度传感器,行星齿轮箱的具体参数如表 2 所示。

表 2 NGW 型行星齿轮箱主要参数

太阳轮	行星轮	齿圈	传动比	模数
17	35	88	6.17	2

6.2 实验信号分析

实验模拟了行星轮系的齿根裂纹故障,对太阳轮的某齿加工了深度约 3 mm 的裂纹缺陷,由于尺寸较小,振动信号传递路径多变且经箱体传播后衰减很大,可以达到微弱特征提取的目的。

本研究以 NGW 型行星齿轮箱为测试对象,在箱体顶部和侧面安装加速度传感器获取其振动信息,同时在输入轴端布置激光位移传感器进行转速测量,以获取主要频率。其中主要采集参数为:电机转速 $N = 1\,800\text{ r/min}$,采样频率 $f_s = 12\,800\text{ Hz}$,采样时间 $t = 10\text{ s}$ 。

行星齿轮箱振动信号更加复杂,特征频率信息丰富,当太阳轮出现局部的裂纹故障时,故障齿在啮合时将出现幅值很大的冲击,故障特征频率不仅与转速有关,还与齿轮的参数有重要的计算关系^[12-13]。

对于该实验所采用的 NGW 型行星齿轮箱,啮合频率为:

$$f_m = f_c * Z_r = (f_s^{(r)} - f_c) * Z_s \tag{12}$$

式中: f_m — 齿轮啮合频率; $f_s^{(r)}$ — 太阳轮所在输入轴的绝对转频; f_c — 行星架的旋转频率; Z_r, Z_s — 齿圈和太阳轮的齿数。

裂纹属于局部故障,所以故障特征频率 f_s 的计算公式为:

$$f_s = \frac{f_m}{Z_s} \tag{13}$$

根据以上公式,笔者利用实验数据计算得到本次故障模拟实验的理论特征频率,如表 3 所示。

表 3 太阳轮裂纹主要特征频率

特征	频率 /Hz
太阳轮转频 $f_s^{(r)}$	30
行星架转频 f_c	4.86
啮合频率 f_m	427.68
故障特征频率 f_s	25.15

首先本研究对实验采集的原始信号进行分析,其时域特征图形和频谱图如图 6 所示。

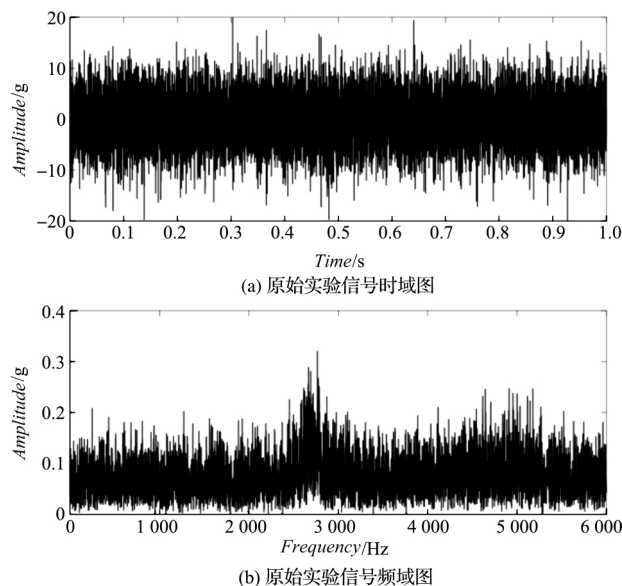


图 6 原始信号时域图和频谱图

由图 6 可以看出: 由于齿轮箱在运转过程中, 轮齿之间的啮合运动较多, 互相之间出现干扰, 且传递路径复杂, 信号经过箱体后会产生较大的损失且被周围的环境噪声所淹没, 因此, 时域信息中很难观察到冲击信息, 经 FFT 计算后, 也无法正确地观察和计算啮合频率及其边频带。

首先本研究对原始信号利用 MCKD 进行降噪处理, 设置参数 $M = 1 \sim 5$, $L = 100 \sim 300$, 迭代步长为 50, 周期参数 $T = F_s/f$, 计算每一组参数的峭度值及其自相关峰态系数, 这里选取了优化后的参数组合解及其周围的参数进行说明与比较。

每组参数组合下计算出的指标特征值如表 4 所示。

表 4 MCKD 各参数组合的峭度值及自相关峰态系数

参数组合(M L)	峭度(K)	自相关峰态系数(Abk)
(2 250)	6.68	294.61
(2 300)	8.17	360.85
(2 350)	9.24	292.17
(2 400)	10.32	268.84
(3 250)	6.08	232.03
(3 300)	6.66	180.92
(3 350)	7.82	208.7
(3 400)	9.15	187.4
(4 250)	5.62	279.84
(4 300)	6.63	435.04
(4 350)	7.56	370.74
(4 400)	8.04	288.15

经过对比可知: 当 $M = 2$, $L = 400$ 时, 峭度值及峰态系数达到最佳效果, 既没有过度降噪导致特征值偏

高, 也保证了噪声的有效抑制。因此, 本研究将该参数组合作为确定算法参数, 得到信号的降噪效果。

原始信号经降噪后得出的时频谱图如图 7 所示。

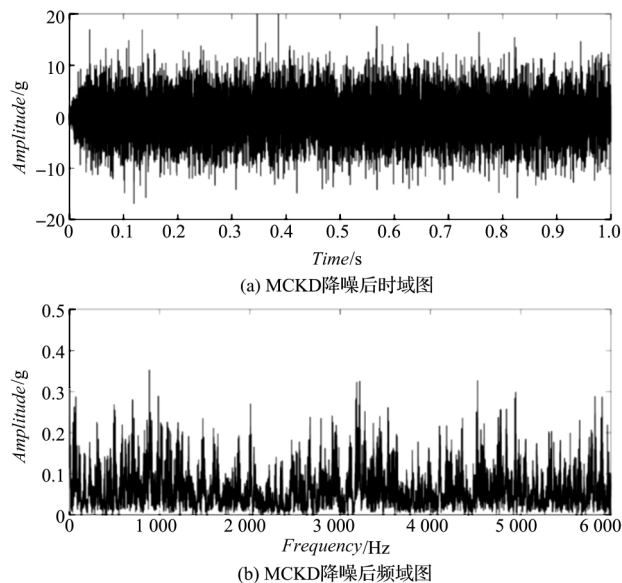


图 7 MCKD 降噪信号图

从图 7 的时域图形可以看出: 冲击特征已经被凸显出来, 频域中也可得到齿轮的啮合频率及其倍频, 并且在其周围分布着 25 Hz 及其倍频的边频带, 与齿根裂纹故障的频率特征一致。

本研究将降噪后的信号进行包络谱分析与未经过本文算法处理的原始信号降噪包络谱进行对比分析, 结果如图(8 9)所示。

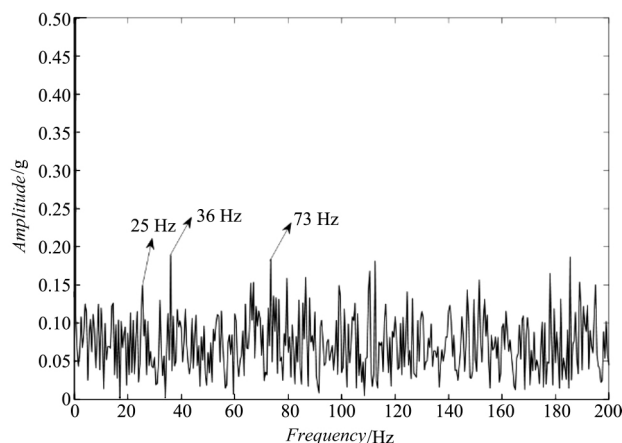


图 8 原始信号包络谱分析

可以看出: 降噪后的信号包络谱较原始故障信号的频域图频率更清晰, 无关信号的幅值更小。考虑到齿轮箱的结构及转速等方面等存在的一定误差, 图中出现的主要频率为 25.1 Hz 及其倍频, 即为太阳轮的故障特征频率, 而原始信号的包络谱中仅可提取出 25 Hz, 且与无关频率的幅值差异不大, 难

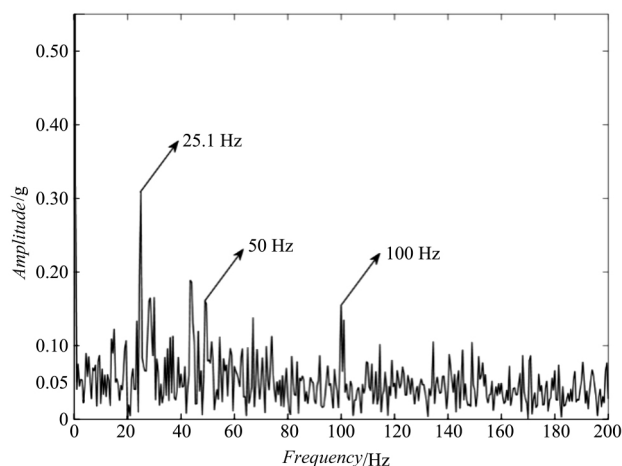


图9 降噪信号包络谱分析

以准确判别。

所以经过本文算法处理后,可以更加清晰地获得齿根裂纹故障的频率信息,从复杂的运动状态和噪声环境中提取到了微弱的故障信号,有效地抑制了噪声干扰,验证了优化方法的有效性。

7 结束语

本研究针对行星齿轮箱的早期微弱故障特征在复杂噪声下难以有效和准确提取的问题,提出了基于参数优化的 MCKD 信号处理方法。

首先介绍了 MCKD 算法的原理,利用峭度和自相关峰态系数作为筛分准则,对 MCKD 的参数设置进行了优化分析;选取了优化后的参数组合进行信号处理,降噪效果进一步加强;最后从降噪信号的包络谱中准确的识别了故障特征信息,建立了仿真信号模型,介绍了实验台结构及实验信号,通过信号验证了本文方法的有效性。

结果表明:经本文算法处理后的信号可明显获得其故障特征频率及其倍频,在保留故障特征信息的基础上更好地抑制了噪声的影响。

参考文献(References):

[1] 魏秀业,潘宏侠. 齿轮箱故障诊断技术现状及展望[J]. 测试技术学报, 2006, 20(4): 368-376.

- [2] CHEN M, YANG G. The wind power generation technology and its development prospect[J]. *Journal of Electric Power*, 2008, 23(4): 272-227.
- [3] 刘迎各. 基于时频综合特征提取与 BP 神经网络的齿轮箱故障诊断研究[D]. 太原: 中北大学机械工程学院, 2015.
- [4] 周亮. 基于小波分析的齿轮箱故障诊断技术的分析与研究[D]. 武汉: 武汉科技大学信息科学与工程学院, 2009.
- [5] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33(1): 237-255.
- [6] DWYER R. Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation[C]. *Processing of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal*, Boston: IEEE, 1983.
- [7] 陶新民, 杜宝祥, 徐勇, 等. 基于 AR 自相关峰态值的一类轴承故障检测方法[J]. 振动与冲击, 2008, 27(2): 120-124.
- [8] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111, 153.
- [9] 刘永强, 李翠省, 廖英英. 基于 EEMD 和自相关函数峰态系数的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(2): 111-116.
- [10] 王志坚, 王俊元, 曾志强, 等. MCKD-循环域解调方法在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2017, 41(1): 183-188.
- [11] LEI Y, TANG W, KONG D, et al. Vibration signal simulation and fault diagnosis of planetary gearboxes based on transmission mechanism analysis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(17): 61-68.
- [12] 王晓辉, 王宇嘉. 基于混合控制的机械臂定位和振动控制研究[J]. 轻工机械, 2017, 35(3): 45-48.
- [13] 冯志鹏, 赵镭镭, 褚福磊. 行星齿轮箱齿轮局部故障振动频谱特征[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(5): 119-127.

[编辑: 周昱晨]

本文引用格式:

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

TANG Dao-long, LI Hong-kun, Wang Chao-ge, et al. Fault diagnosis of planet gear box based on parameter optimization's MCKD[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2018, 35(8): 779-785.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>