

# 自适应MCKD和VMD在行星齿轮箱早期故障诊断中的应用

王建国<sup>1,2</sup>, 刘冀韬<sup>1,2</sup>, 张文兴<sup>1,2</sup>

(1. 内蒙古科技大学机械工程学院, 内蒙古 包头 014010)

(2. 内蒙古自治区机电系统智能诊断与控制重点实验室, 内蒙古 包头 014010)

**摘要:** 针对行星齿轮箱早期故障信号微弱且受强背景噪声影响, 致使故障信号特征频率难提取, 通过自适应最大峭度解卷积(MCKD)和变分模态分解(VMD)进行早期故障特征提取。首先, 利用变步长搜索, 以峭度值为评判标准, 搜索最优滤波器长度 $L$ ; 然后, 将信号通过优化后的自适应MCKD算法降噪; 最后, 利用VMD分解降噪信号, 通过包络谱进行分析, 寻找故障特征频率。经仿真信号和实验信号验证, 这里所提方法能够有效地提取出强噪声背景下的行星齿轮箱故障特征。

**关键词:** 行星齿轮箱; 最大相关峭度解卷积; 变分模态分解; 峭度

**中图分类号:** TH16; TH132.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3997(2022)06-0130-04

**DOI:** 10.19356/j.cnki.1001-3997.2022.06.010

## Early Fault Diagnosis of Adaptive MCKD and VMD in Planetary Gearbox

WANG Jian-guo<sup>1,2</sup>, LIU Ji-tao<sup>1,2</sup>, ZHANG Wen-xing<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology,

Inner Mongolia Baotou 014010, China; 2. Inner Mongolia Key Laboratory of Intelligent Diagnosis and Control of Mechatronic System, Inner Mongolia Baotou 014010, China)

**Abstract:** The early fault signal of the planetary gearbox is weak and strongly influenced by the background noise, which makes the characteristic frequency of the fault signal difficult to extract. The early fault feature extraction is performed by adaptive maximum kurtosis deconvolution (MCKD) and variational mode decomposition (VMD). Firstly, using the variable step size search, the kurtosis value is used as the criterion to search for the optimal filter length  $L$ . Then, the signal is denoised by the optimized adaptive MCKD algorithm. Finally, the VSD is used to decompose the noise reduction signal and pass the packet. The spectrum is analyzed to find the frequency of the fault feature. The simulated signal and experimental signal verify that the proposed method can effectively extract the planetary gearbox fault characteristics under strong noise background.

**Key Words:** Planetary Gearbox; MCKD; VMD; Kurtosis

## 1 引言

行星齿轮箱作为重要的动力传动系统变速机构, 因其体积小、质量轻、传动比大、传动效率高、承载能力强等特点<sup>[1]</sup>广泛应用于航天、风电、矿业等领域。但由于行星齿轮箱的结构复杂且工作环境通常比较恶劣, 导致其早期微弱故障信号被噪声所淹没<sup>[2]</sup>。因此, 如何消减噪声并在强噪声背景下提取齿轮早期故障特征是亟待解决的重要问题。

最大相关峭度解卷积(MCKD)是MCDONALD等<sup>[3]</sup>针对最小熵解卷积(MED)只能解卷积出单个冲击这一问题所提出的<sup>[4-5]</sup>, 实现了从故障信号中解卷积出周期性的冲击特征。文献<sup>[6]</sup>针对早

期故障难提取的问题, 将MCKD和1.5维谱相结合, 实现了早期故障特征信息的提取。文献<sup>[7]</sup>利用MCKD对原始信号进行预处理, 提高了机械复合故障的诊断效率。但是, MCKD中滤波器长度 $L$ 的设置往往基于经验难以达到最优, 而峭度作为反映随机变量分布特性的数值统计量, 对冲击信号特别敏感, 适用于早期故障的诊断, 因此将其作为衡量指标通过变步长的方式筛选最优滤波器长度 $L$ 。变分模态分解<sup>[8]</sup>(VMD), 适用于多分量非平稳非线性信号的分离<sup>[9]</sup>。相较于EMD和LMD, VMD有效避免了虚假分量和模态混叠问题<sup>[10]</sup>。文献<sup>[11]</sup>利用VMD对信号进行分解处理, 成功的将噪声信号进行了分离。文献<sup>[12]</sup>针对风电机组振动信号具有非

来稿日期: 2021-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(51865045)

作者简介: 王建国, (1958-), 男, 内蒙古呼和浩特人, 博士研究生, 教授, 主要研究方向: 机电系统智能诊断与复杂工业过程建模优化;

刘冀韬, (1994-), 男, 内蒙古锡林浩特人, 硕士研究生, 主要研究方向: 机电系统智能诊断

线性和非平稳性特点,提出一种基于VMD和Teager能量算子的故障诊断方法。针对行星齿轮箱早期微弱故障受强噪声影响,致使故障信号特征频率难提取以及MCKD算法中滤波器长度 $L$ 设置受人影响,难以达到最优的问题,提出自适应MCKD和VMD在行星齿轮箱早期故障诊断研究。通过变步长搜索法,以峭度值为评判标准,选取最优滤波器长度,利用VMD对降噪后信号进行分解。通过仿真信号和实验信号验证了所提方法的有效性。

## 2 最大相关峭度解卷积

### 2.1 算法原理

文献<sup>[3]</sup>在最小熵反卷积方法的基础上,针对其存在的问题进行改进,提出最大相关峭度解卷积方法。其本质就是寻找一个FIR滤波器 $f(L)$ ( $L$ 为滤波器的长度),使原始冲击序列的相关峭度最大,以此恢复其所具有的特性,达到增强信号的目的。

为选取一个最优滤波器 $f(L)$ ,使相关峭度最大,令:

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

求解方程:

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

最终的滤波器系数:

$$f = \frac{\|y\|^2}{2\|\beta\|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_m T \alpha_m \quad (3)$$

作为MCKD的主要参数,解卷积周期 $T$ 可直接通过理论计算来确定,移位数 $M$ 决定了解卷积后的序列脉冲数过大则会使计算精度降<sup>[3]</sup>,考虑到解卷积精度和效率这里取 $M=5$ 。滤波器长度 $L$ 作为关键的参数对滤波效果起着至关重要的作用。因此采用变步长搜索方法进行确定最优值。

### 2.2 自适应MCKD参数优化

采用变步长搜索法,将峭度值作为输出信号的评价标准,筛选出最优滤波器长度 $L$ 。先用较大的步长进行搜索,筛选出最大峭度值所对应的滤波器长度 $L_1$ ,然后以 $L_1$ 为中心值,以小步长进行第二次搜索,得出峭度值最大时的滤波器长度 $L_2$ ,并将 $L_2$ 作为MCKD的最终滤波器长度,对原始信号进行降噪。

## 3 变分模态分解

变分模态分解是2014年由Dragomiretskiy提出的自适应信号处理算法,VMD分解将本征模态函数(IMF)定义为一个调幅调频信号,表达如下:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)], (k=1, 2, \dots, K) \quad (4)$$

式中: $A_k(t)$ —信号的瞬时幅值; $\phi_k(t)$ —信号的相位; $K$ —分量个数。

VMD分解实质是变分问题的求解过程。具体步骤如下:

(1)计算并得到模态分量信号 $u_k(t)$ 的单边频谱:

$$[\delta(t) + j/\pi t] \times u_k(t) \quad (5)$$

(2)加入指数项 $e^{-j\omega_k t}$ 转移每个模态的频谱至基带:

$$\{[\delta(t) + j/\pi t] \times u_k(t)\} e^{-j\omega_k t} \quad (6)$$

(3)解析信号带宽,得到受约束的变分问题:

$$\min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (7)$$

(4)构造扩展拉格朗日表达式

$$F(u_k, \omega_k, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f - \sum_k u_k \right\|_2^2 + \langle \lambda, f - \sum_k u_k \rangle \quad (8)$$

通过迭代,获得最优解即为本征模态函数 $\{u_k\}$ 以及各自的心频率 $\{\omega_k\}$ 。

## 4 自适应MCKD和VMD故障诊断方法

自适应MCKD和VMD在行星齿轮箱故障特征提取的具体流程,如图1所示。

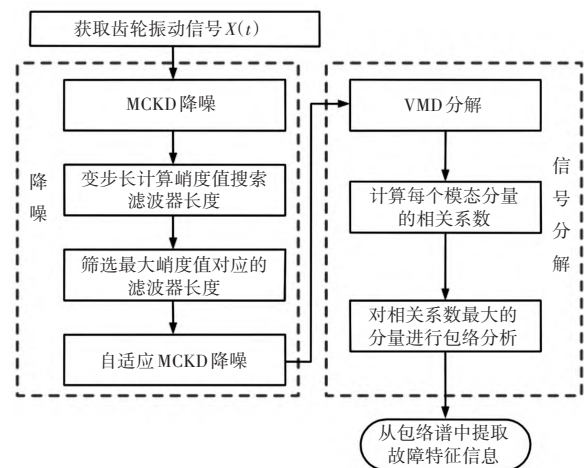


图1 齿轮故障诊断流程

Fig.1 Gear Fault Diagnosis Process

## 5 仿真信号分析

当齿轮箱内部齿轮发生早期故障时,冲击较为微弱且受噪声污染严重,为验证这里所提方法的有效性,设计以下仿真信号进行分析:

$$x(t) = \sum_{i=1}^M A e^{-\xi \omega t} \left[ \sin(2\pi f_1 t) + 1.4 \sin(2\pi f_2 t) \right] + n(t) \quad (9)$$

式中: $\xi$ —阻尼系数; $\omega$ —系统固有频率; $f_1, f_2$ —系统调制频率; $n(t)$ —高斯白噪声。

表1 仿真信号中各参数

Tab.1 Parameters in the Simulation Signal

A	$\xi$	$\omega$	$f_1$	$f_2$	M	$n(t)$
3	0.1	5000	2000Hz	5000 Hz	24	-15dB

采样频率为20000Hz,采样点数为5000点,冲击信号周期为 $T=0.01s$ ,故障特征频率为 $f=1/T=100Hz$ 。仿真信号,如图2所示。从图2中可以看出,难以提取故障特征。利用所提方法对上述信号进行处理。首先,以步长为10,在滤波器长度为[2,800]之间进行搜索,得出当滤波器长度 $L=492$ 时,峭度值最大 $K=10.408$ ;然后,在以 $L=492$ 为中心值在[482,502]之间以步长为2进行搜索,最后得出当滤波器长度 $L=488$ 时,对应峭度值最大 $K=11.64$ 。

最后,以 $L=488$ 为最佳滤波器长度,对仿真信号进行降噪,降噪后的包络谱,如图3所示。从图3中可以看出,虽然可以发现冲

击特征频率及其倍频,但仍受噪声的影响,使得识别故障的准确度和精确度受到影响。

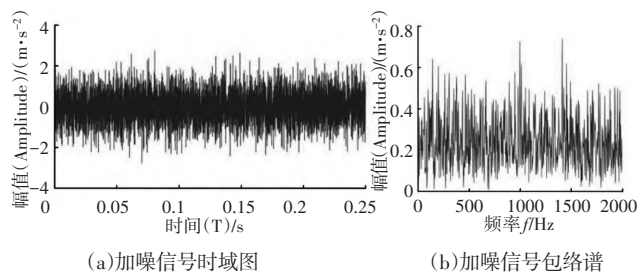


图2 原始信号图形  
Fig.2 Original Signal Graphics

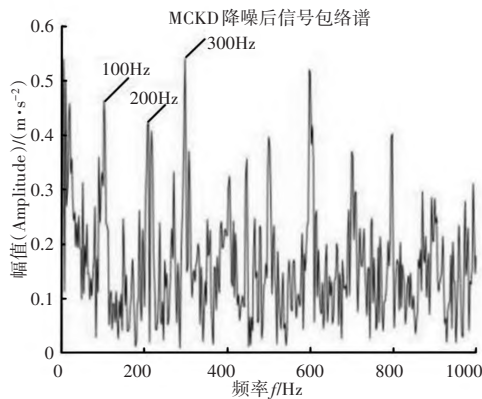


图3 降噪后信号包络谱  
Fig.3 Signal Envelope Spectrum After Noise Reduction

再利用VMD对降噪后的仿真信号进行分解,并计算各个分量的相关系数,根据相关系数准则选取IMF<sub>3</sub>分量对其进行包络分析结果,如图4所示。

从图4中可以明显看出故障特征频率及其倍频,几乎不受噪声信号的影响。因此,说明所提方法在降噪和识别故障特征频率方面有较好的效果。

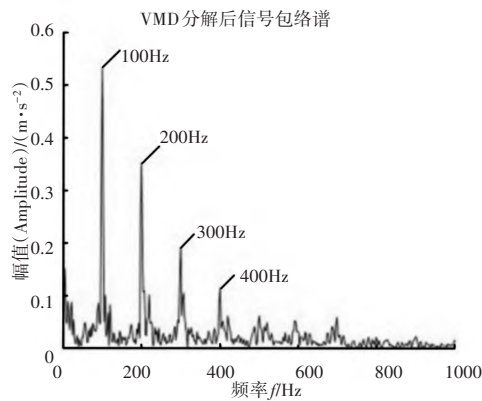


图4 VMD分解后IMF3包络谱  
Fig.4 IMF3 Envelope Spectrum After VMD Decomposition

6 实验信号分析

为验证所提方法的有效性,利用美国SQ公司的DDS动力传动故障诊断综合实验台和SIEMENS-LMS Test. Lab多通道数据采集系统搭建的测试链,如图5所示。本次试验在太阳轮某齿的齿根部位加工宽0.15mm,深1mm的裂纹缺陷,由于缺陷较小复合早期故障特征,试验参数,如表2所示。

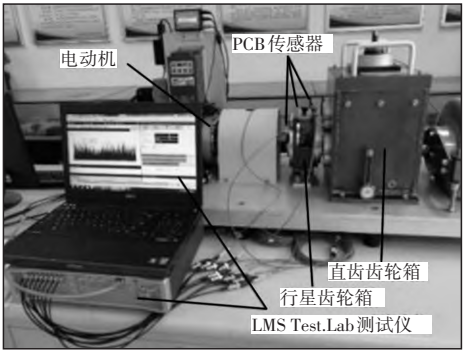


图5 基于LMS Test.Lab和DDS测试链  
Fig.5 Based on LMS Test.Lab and DDS Test Chain

表2 仿真信号中各参数  
Tab.2 Parameters in the Simulation Signal

采样频率	采样点数	电机转速	齿数Z	故障特征频率 $f_f$
10240Hz	20480	1800r/min	36	53.41Hz

原始信号的包络谱,如图6所示。受复杂传递路径、环境噪声等因素的影响,故障特征被强噪声所湮没,从包络谱中很难看出故障特征。

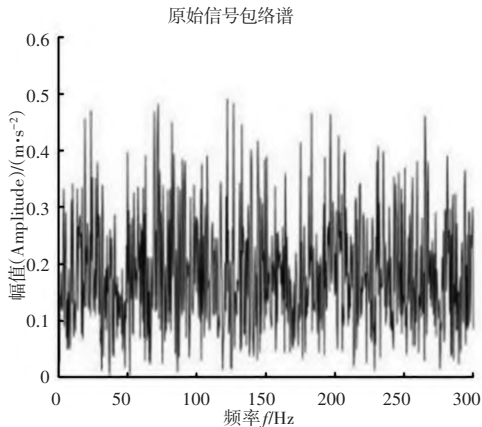


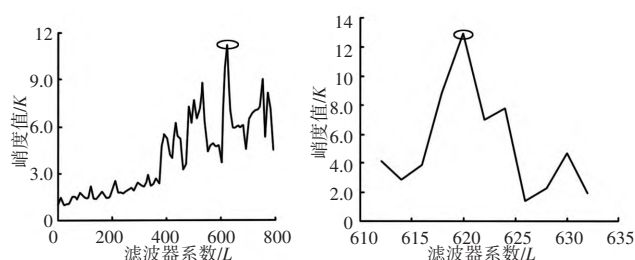
图6 原始信号包络谱  
Fig.6 Original Signal Envelope Spectrum

利用所提方法,变步长搜索最优滤波器长度结果,如图7所示。以10为大步长在[2,800]范围内进行搜索结果,如图7(a)所示,当 $L=622$ 时,峭度值最大 $K=11.244$ ;再以 $L=622$ 为中心值在[612, 632]范围内以小步长2进行第二次搜索结果,如图7(b)所示,当 $L=620$ 时,峭度值最大 $K=12.926$ 。

以 $L=620$ 为最优滤波器长度,对原始信号进行降噪,降噪结果,如图8所示。从包络图8中可以观察到齿轮的故障特征频率及其倍频,但一定程度上仍受噪声的影响,使得识别故障的准确度和精确度受到影响。

再利用VMD对降噪后的仿真信号进行分解,并计算各个分量的相关系数,根据相关系数准则选取IMF<sub>4</sub>分量对其进行包络分析结果,如图9所示。从图中可以观察到齿轮的故障特征频率 $f_f=53.38\text{Hz}$ 以及其二倍频106.81Hz和三倍频160.24Hz,并且十分明显,几乎不受噪声信号的影响,保证了故障特征提取和识别的精确性。因此,说明所提方法在降噪和识别故障特征频率方面有较好的效果。





(a)大步长搜索结果 (b)小步长搜索结果  
图7 变步长搜索L值时变化曲线

Fig.7 Variable Step Size Search L Value Change Curve

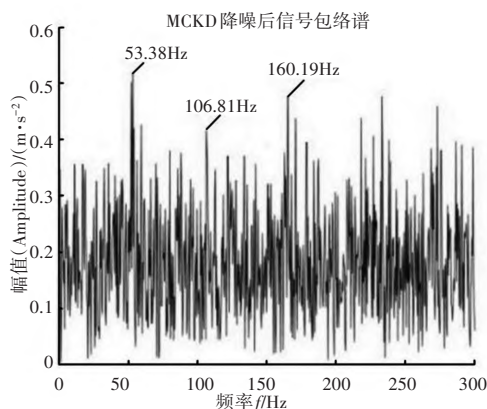


图8 降噪后信号包络谱

Fig.8 Signal Envelope Spectrum After Noise Reduction

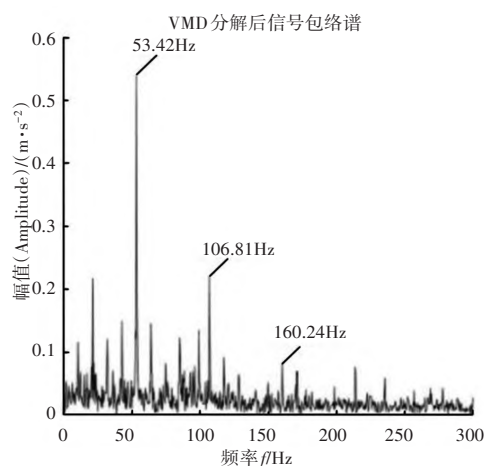


图9 VMD分解后IMF<sub>4</sub>包络谱

Fig.9 IMF<sub>4</sub> Envelope Spectrum After VMD Decomposition

## 7 结论

针对行星齿轮箱早期故障信号微弱容易被强背景噪声湮没的问题,提出了自适应MCKD和VMD的故障特征提取方法,并就MCKD中滤波器长度L难选取问题进行了优化。通过实验验证了该方法的有效性,主要归结为以下几点:(1)通过变步长搜索法以峭度值为评价指标对MCKD滤波器长度L进行筛选,实现了参数选取最优化,并通过实验证明了自适应MCKD对于齿轮早期故障信号消噪的有效性。(2)VMD能自适应地确定相关频带,有效分离信号的不同成分。并且VMD克服了模态混叠,可以更加精确地提取故障的特征信息。(3)通过仿真信号和实验分析结果表明,所提方法具备在强噪声背景下提取出早期齿轮故障特征的能力,并成功识别出仿真信号的故障频率及其(2~4)倍频,识别出实

验信号的故障频率及其(2~3)倍频,且故障特征明显。验证了方法的准确性和稳定性。

## 参考文献

- [1] 冯志鹏,褚福磊,左明健.行星齿轮箱振动故障诊断方法[M].北京:科学出版社,2015:1-3.  
(Feng Zhi-peng, Chu Fu-lei, Zuo Ming-jian. Vibration Fault Diagnosis Method of Planetary Gearbox[M]. Beijing: Science Press, 2015: 1-3.)
- [2] 邵毅敏,陈再刚,周晓君,等.冲击振动能量通过“齿轮-轴-轴承-轴承座”多界面传递损耗研究[J].振动与冲击,2009,28(6):60-65.  
(Shao Yi-min, Chen Zai-gang, Zhou Xiao-jun, et al. Study on the transmission loss of shock vibration energy through the "gear-shaft-bearing-bearing housing" multi-interface transmission [J]. Vibration and Shock, 2009, 28 (6): 60-65.)
- [3] 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):237-255.
- [4] Endo H, Randall R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21 (2): 906-919.
- [5] Sawalhin, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21 (6): 16-33.
- [6] 孙敬昂,孙文磊,许华超.大型风力发电机组齿轮劣化故障诊断研究[J].机械设计与制造,2018(9):101-104.  
(Sun Jing-ang, Sun Wen-lei, Xu Hua-chao. Research on gear degradation fault diagnosis of large-scale wind turbine [J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(9): 101-104.)
- [7] 钟先友,赵春华,田红亮,等.基于自适应最大相关峭度解卷积和频率切片小波变换的齿轮故障特征提取[J].中国机械工程,2014,25(21):2880-2885.  
(Zhong Xian-you, Zhao Chun-hua, Tian Hong-liang, et al. Gear fault feature extraction based on adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution and frequency slice wavelet transform [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(21): 2880-2885.)
- [8] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [9] Wang Y, Liu F, Jiang Z, et al. Complex variational mode decomposition for signal processing applications [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017(86):75-85.
- [10] Wang Y, Markert R. Filter bank property of variational mode decomposition and its applications [J]. Signal Processing, 2016(120):509-521.
- [11] Liu Y Y, Yang G L, Li M, et al. Variational mode decomposition denoising combined the detrended fluctuation analysis [J]. Signal Processing, 2016(125):349-364.
- [12] H Zhao, L Li. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. IET Renewable Power Generation, 2017, 11(44):453-460.