

# 基于最大平均峭度盲解卷积的直升机故障诊断\*

张新<sup>1,2</sup>, 赵艺珂<sup>2</sup>, 王家序<sup>1</sup>, 王景霖<sup>3</sup>

(1. 重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室 重庆, 400044)

(2. 西南交通大学机械工程学院 成都, 610031)

(3. 故障诊断与健康安全技术航空科技重点实验室 上海, 201601)

**摘要** 针对最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, 简称MED)应用于故障诊断时倾向于恢复少量主导冲击而非周期性故障冲击的问题,定义一种滤波器系数求解指标——平均峭度,提出了最大平均峭度盲解卷积方法。首先,通过对故障信号进行均等分割,取各分割段信号峭度的均值,得到信号的平均峭度;其次,将平均峭度作为信号盲解卷积指标,求解滤波器系数;最后,完成信号滤波,提取周期性故障冲击。仿真信号与直升机故障诊断案例分析结果表明:所提最大平均峭度盲解卷积方法能从含复杂干扰成分的故障信号中恢复故障冲击序列,为故障诊断提供可靠信息;相比于MED等传统盲解卷积方法,所提方法具有较强的普适性。

**关键词** 直升机; 齿轮箱; 故障诊断; 盲解卷积; 平均峭度

**中图分类号** V232.8; TH132.41

## 引言

新时代“航空强国”战略对直升机的安全性、稳定性提出了更高的要求。减速器作为直升机的关键部件<sup>[1-2]</sup>,复杂结构和恶劣工况导致其齿轮易产生疲劳裂纹而失效,直接影响直升机的飞行安全。因此,研究直升机减速器的健康监测及其早期故障诊断,对提高直升机服役性能、避免飞行事故发生具有重要的意义。

振动监测诊断在直升机核心传动系统故障诊断中技术最为成熟,这主要得益于振动信号中蕴藏着的大量设备运行状态信息<sup>[3-4]</sup>,是一种行之有效且应用广泛的方法。在实际工程应用中,测量信号中存在大量环境噪声以及其他干扰成分,故障特征信息极其微弱,导致齿轮的故障检测面临诸多困难。为有效提取故障特征,学者们提出了短时傅里叶变换<sup>[5]</sup>、小波变换<sup>[6]</sup>、经验模态分解<sup>[7]</sup>等方法。短时傅里叶变换实现简单、计算量小,但难以自适应选择窗函数。小波变换克服了短时傅里叶变换窗函数难以自适应选择的问题,但存在小波基难以自适应选择的缺点。虽然经验模态分解能将振动信号自适应地分解为若干个本征模态函数,实现微弱故障信号与

干扰信号的分离,但易出现模态混叠、包络误差和端点效应等问题。

盲解卷积方法的核心是设计一个有限长脉冲响应滤波器,在振动源、传输通道特性以及噪声强度等未知的情况下,直接从测量信号中恢复得到故障冲击,在机械故障诊断中表现优异。其中,利用最大峭度准则求解盲解卷积滤波器的最小熵解卷积方法,具有算法简单、调参少与收敛快等优点<sup>[8]</sup>。范卓幽等<sup>[9]</sup>提出了一种将MED与改进局部均值分解相结合的方法,实现了信号降噪与故障诊断的目的。为消除假定的零输入信号和开始信号之间的不连续对故障特征提取造成的影响,文献[10]将MED拓展为最小熵解卷积调整(minimum entropy deconvolution adjustment, 简称MEDA)方法。在此基础上,Cabrelli<sup>[11]</sup>提出了最优最小熵解卷积调整(optimal minimum entropy deconvolution adjustment, 简称OMEDA)方法,其以D-范数为目标函数,直接得出滤波器系数的最优解。然而,MED, MEDA以及OMEDA方法均倾向于恢复少量或单个主导冲击,难以准确恢复由齿轮局部缺陷所引起的周期性故障冲击序列。针对此问题,文献[10]提出了最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvol-

\* 国家自然科学基金面上资助项目(52175122);机械传动国家重点实验室开放课题资助项目(SKLM-T-MSKFKT-202108);四川省自然科学基金面上资助项目(2023NSFSC0362);中国博士后科学基金资助项目(2023M732917);四川省博士后创新人才资助项目(BX202214);中央高校基本科研业务费科技创新资助项目(2682021CX021)

收稿日期:2021-10-08;修回日期:2021-12-05

lution, 简称 MCKD)方法,以相关峭度为评价指标,增强信号的周期性,抑制噪声的干扰,但该方法需要基于故障周期已知这一先验知识。文献[12]提出了多点最优最小熵解卷积方法,通过定义一个时间目标向量来解卷积,并得到脉冲序列的位置和权重,但该方法同 MCKD 一样需要预先获知故障特征频率。实际信号分析中难以预先得知准确的故障频率信息,因此极大限制了此类方法的实用性。

基于上述分析,笔者提出了以平均峭度作为盲解卷积指标的最大平均峭度盲解卷积方法。通过对故障信号进行均等分割,并取各分割段信号峭度的均值,得到信号的平均峭度,以抑制因少量主导冲击造成信号峭度过大的问题;将平均峭度作为信号盲解卷积指标,求解滤波器系数,完成信号滤波。该方法解决了 MED 等传统盲解卷积方法倾向于恢复少量主导冲击的缺陷,实现故障冲击序列的准确恢复,为故障诊断提供可靠信息。

## 1 问题描述

### 1.1 故障信号盲解卷积模型

在基于振动信号分析的旋转机械健康监测和故障诊断中,由于存在多个振动源以及受复杂传递路径和强背景噪声的影响,测量振动信号通常可表示为以下卷积形式<sup>[13]</sup>

$$x = e * h_e + n * h_n \quad (1)$$

其中: $*$ 表示卷积运算; $x$ 为测量信号; $e$ 为周期性故障信号; $n$ 为干扰成分(如杂乱冲击干扰、谐波分量、高斯噪声等); $h_e, h_n$ 分别为 $e$ 和 $n$ 对应的传递函数。

由于测量信号组成复杂及各成分特性未知,难以直接恢复得到周期性故障冲击,盲解卷积技术也因此得以不断发展。齿轮故障诊断中故障冲击信号的盲解卷积恢复过程如图1所示,盲解卷积方法的核心是求解一个有限长脉冲响应滤波器系数 $f$ ,然后从测量信号 $x$ 中恢复得到故障冲击 $e$ ,即

$$y = x * f \approx e \quad (2)$$

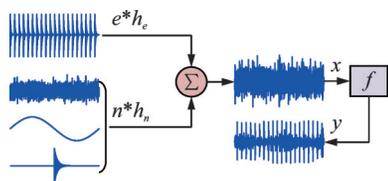


图1 齿轮故障诊断中故障冲击信号的盲解卷积恢复过程  
Fig.1 Blind deconvolution recovery process of the fault impact signal in gear fault diagnosis

其中: $y$ 为滤波信号。

周期性故障冲击与干扰成分可能表现出不同特性(如冲击性、循环平稳性或稀疏性等),而盲解卷积的难点在于如何合理利用这些特性求解滤波器系数 $f$ 。

### 1.2 MED方法及其主要问题

MED作为最经典的盲解卷积方法,在地震波检测、图像处理等诸多领域被广泛应用。该方法通过不断更新滤波器系数,使滤波信号的峭度达到最大来获得最佳滤波器。滤波器系数求解原理为

$$\hat{f} = \arg \max_f K(y) \quad (3)$$

其中: $\hat{f}$ 为滤波器系数估计值; $K(y)$ 为滤波信号 $y$ 的峭度值。

$$K(y) = \frac{\langle y(i)^4 \rangle}{\langle y(i)^2 \rangle^2} \quad (4)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 表示时域平均算子。

峭度作为一种典型的高阶统计量,是描述信号冲击强度的一个重要指标,能在一定程度上反映设备的健康状况,因此基于峭度的MED方法被应用于机械故障诊断中。然而,由于单个冲击的峭度要远大于周期性冲击序列的峭度,故MED倾向于恢复单个(或少量)主导冲击而非由齿轮早期故障所产生的周期性冲击序列。同时,由于复杂工况和未知传递路径,测量信号中还可能含有强冲击干扰成分,此时MED的这种缺陷将更加显著。

## 2 最大平均峭度盲解卷积方法

为解决MED的上述问题,笔者提出一种新的盲解卷积方法——最大平均峭度盲解卷积方法。该方法通过最大化滤波信号的平均峭度来求解滤波器系数,其原理为

$$\hat{f} = \arg \max_f A_k(y) \quad (5)$$

其中: $A_k(y)$ 为滤波信号 $y$ 的平均峭度。

$A_k(y)$ 可通过对信号进行均等分割,并取各等分段信号峭度的均值而得到,即

$$A_k(y) = \frac{\sum_{m=1}^M K(y_m)}{M} \quad (6)$$

其中: $M$ 为滤波信号均等分割段数; $y_m$ 为第 $m$ 段信号; $K(y_m)$ 为其对应的峭度。

周期性故障冲击、强冲击、谐波分量和高斯噪声如图2所示。为更直观地比较平均峭度与传统峭度指标,表1给出了图2中各信号的平均峭度。当 $M=1$ 时,平均峭度退化为峭度。周期性故障冲击 $e(t)$ 、单个强冲击 $b(t)$ 、谐波分量 $c(t)$ 和高斯噪声 $g(t)$ 的信号形式为

$$\begin{cases} e(t) = \sum_{k=0}^{16} e^{\rho(t-0.01k)} \sin(\omega(t-0.01k)) & (t \geq 0.01k) \\ b(t) = 1.6e^{-1.25(t-0.25)} \sin(\nu(t-0.25)) & (t \geq 0.25) \\ c(t) = 0.5 \sin(16\pi t + 0.5) \\ g(t) = 0.8 \text{rand}(N) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\omega = 2000$ ;  $\nu = 50\sqrt{1-0.025^2}$ ;  $\rho = -1100$ 。

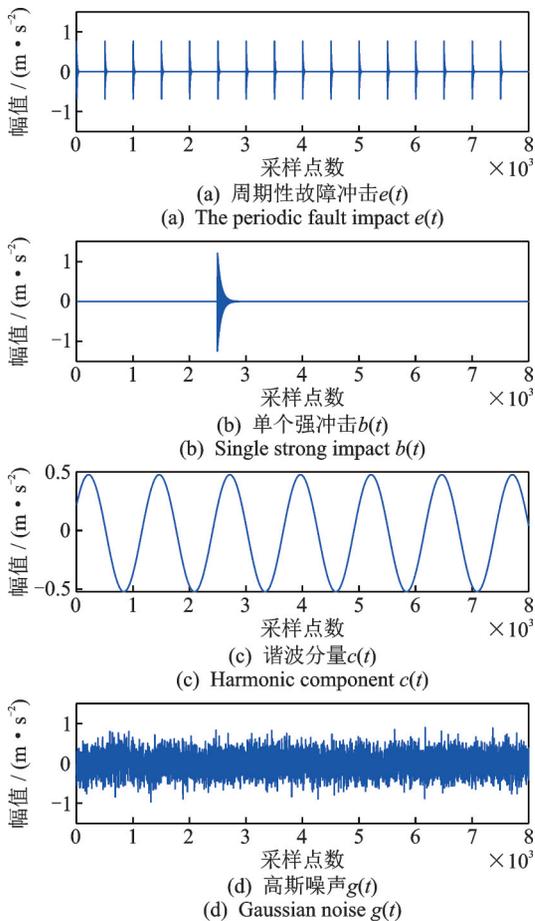


图2 周期性故障冲击、强冲击、谐波分量和高斯噪声  
Fig.2 The periodic fault impact, strong impact, harmonic component and Gaussian noise

由表1可知,单个强冲击的峭度(245.5)远大于周期性故障冲击的峭度(75.84),而当 $M=3,4,5,6$ 时,单个强冲击的平均峭度小于周期性故障冲击的平均峭度。可见,平均峭度指标能有效抑制因强冲击干扰造成信号峭度过大的问题,同时对周期性故

障冲击的峭度值却几乎没有影响。因此,利用平均峭度最大准则求解盲解卷积滤波器,能消除强冲击对峭度值的影响,解决MED倾向于恢复单个(或少量)主导冲击而非由齿轮故障所产生的周期性冲击序列的问题。

表1 图2中信号的平均峭度

Tab.1 The average kurtosis of the signal in fig.2

信号	$M=1$	$M=3$	$M=4$	$M=5$	$M=6$
周期性故障冲击	75.84	76.38	75.84	76.85	78.63
单个冲击	245.50	55.70	32.80	32.50	22.40
谐波分量	1.47	1.50	1.56	1.47	1.58
高斯噪声	2.96	2.96	2.96	2.96	2.95

在使用所提方法进行周期性故障序列恢复时,信号分割段数 $M$ 可根据待分析信号中冲击干扰的强弱而确定。由表1可知,单个强冲击的平均峭度在一定范围内随着分割段数的增加而呈现递减趋势,且小于周期性故障冲击的平均峭度。同时,通过对多组仿真信号和实测齿轮故障信号分析发现,当分段数 $M=4$ 时,均能得到较好的分析结果。当信号中含有的冲击干扰较强或信号长度过长时, $M$ 可取较大值。

基于上述分析,所提平均峭度盲解卷积方法可通过下面的最大平均峭度盲解卷积算法流程迭代求解滤波器系数,恢复周期性故障冲击序列。算法中: $t_z$ 为最大迭代次数; $L$ 为滤波器长度。

输入(测量信号 $x$ ):

1) 初始化 $M=4, L, f^{(1)}, t_z=50$ ;

2)  $t \leftarrow 1$ ;

迭代:

1) 按式(2)求解滤波信号 $y = x * f$ ;

2) 按式(6)计算滤波信号的平均峭度 $A_K(y)$ ;

3) 按式(8)~(10)更新滤波器系数 $f$ ;

4)  $t \leftarrow t + 1$ ;

终止迭代:

1)  $t > t_z$ ;

2)  $\hat{f} \leftarrow f_{\text{opt}}$  ( $f_{\text{opt}}$ 为 $A_K(y)$ 最大时的滤波器系数);

输出:(故障冲击估计值 $\hat{e} = x * \hat{f}$ )。

$$f = \sum_{i=1}^N y(i)^2 / \sum_{i=1}^N y(i)^4 (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{Y} \quad (8)$$

$$\mathbf{Y} = [y(1)^3 \ y(2)^3 \ \cdots \ y(N)^3]^T \quad (9)$$

$$X_0 = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & x(3) & \cdots & x(N) \\ 0 & x(1) & x(2) & \cdots & x(N-1) \\ 0 & 0 & x(1) & \cdots & x(N-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x(N-L+1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

### 3 仿真信号分析

为验证所提方法的有效性,本节进行仿真分析,并与传统盲解卷积方法MED, MEDA和OMEDA进行对比研究。仿真信号由式(7)中的周期性故障信号 $e(t)$ 、单个强冲击信号 $b(t)$ 和高斯噪声 $g(t)$ 合成,信号形式为

$$x(t) = e(t) + b(t) + g(t) \quad (11)$$

仿真信号如图3所示。由图可见,故障冲击序列完全被干扰成分破坏,故障特征十分微弱。

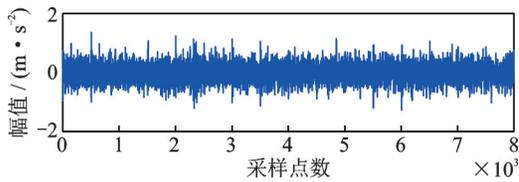
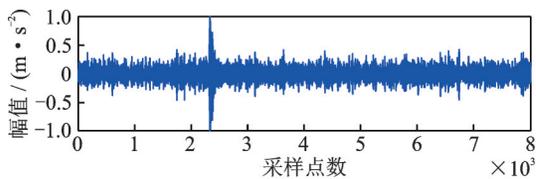


图3 仿真信号

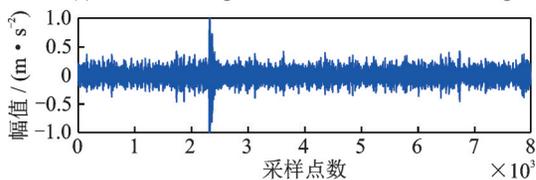
Fig.3 The simulated signal

图4分别为4种方法(MED, MEDA, OMEDA和所提方法)对仿真信号的滤波信号。由图4(a, b, c)可知, MED, MEDA和OMEDA方法的滤波信号只恢复得到单个主导冲击。由图4(d)可知,所提方法的滤波信号呈现出规律的周期性冲击。

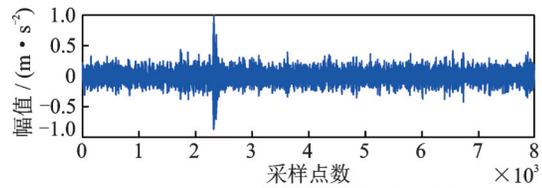
基于上述分析可知: MED, MEDA和OMEDA方法均是基于峭度最大原则,在分析成分复杂的振动信号时容易得到单个主导冲击特征;所提方法利



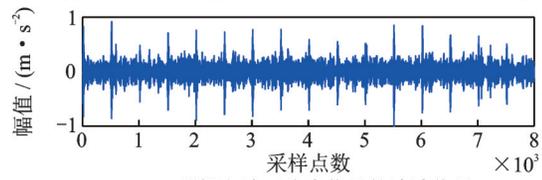
(a) MED对仿真信号的滤波信号  
(a) The filtered signal of MED for the simulated signal



(b) MEDA对仿真信号的滤波信号  
(b) The filtered signal of MEDA for the simulated signal



(c) OMEDA对仿真信号的滤波信号  
(c) The filtered signal of OMEDA for the simulated signal



(d) 所提方法对仿真信号的滤波信号  
(d) The filtered signal of proposed method for the simulated signal

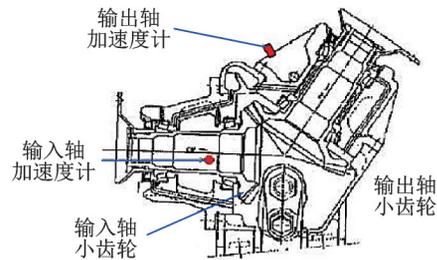
图4 4种方法对仿真信号的滤波信号

Fig.4 The filtered signals of the four methods for simulated signal

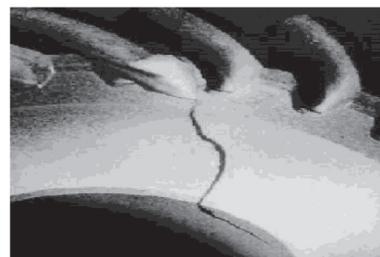
用平均峭度作为盲解卷积指标,能有效抑制滤波器中的强冲击干扰对峭度值的影响,准确恢复了齿轮周期性故障信号。

### 4 直升机故障诊断案例分析

为进一步验证所提方法对于复杂机械结构故障诊断的可行性和实用性,本节将所提方法应用于SH-60海鹰直升机中间减速器(IGB)的故障诊断中。本研究的数据来源于美国NAWCAD西科斯基SH-60海鹰直升机中间减速器小齿轮加速寿命试验<sup>[14]</sup>,其结构示意图及故障情况如图5所示。试验开始前,通过电火花加工的方式在输入端小齿轮某



(a) SH-60直升机的IGB剖面图和加速度计的位置  
(a) Cutaway view of the IGB on the SH-60 helicopter and accelerometer locations



(b) 加速寿命试验结束后的输入齿轮故障图片  
(b) Picture of the IGB input gear after the test

图5 SH-60直升机的减速器结构示意图及故障情况

Fig.5 Schematic diagram of the IGB on the SH-60 helicopter and the picture of the faulty gear

个齿根处植入了较小的齿轮裂纹故障,在中间减速器的输入轴和输出轴上方壳体安装加速度计,减速器输入输出齿轮齿数分别为25和31。

本研究所分析的振动信号采自输入轴端加速度计,信号采样频率为100 kHz,输入轴转频为68.5 Hz。根据输入轴转频和减速器规格,小齿轮故障特征频率 $f_s$ 和啮合频率 $f_m$ 分别为68.5 Hz和1 712.5 Hz。

直升机测量信号如图6所示。由图可见,时域波形中含有大量干扰成分,故障冲击特征被完全淹没,无法进行故障辨识。

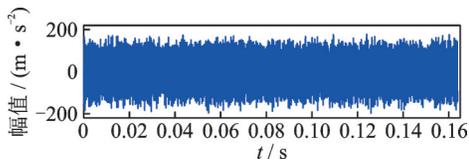


图6 直升机测量信号

Fig.6 The vibration signal of helicopter

MED, MEDA, OMEDA 和所提方法对直升机测量信号的滤波信号如图7所示。由图可见: MED, MEDA 和 OMEDA 这3种方法的滤波信号均

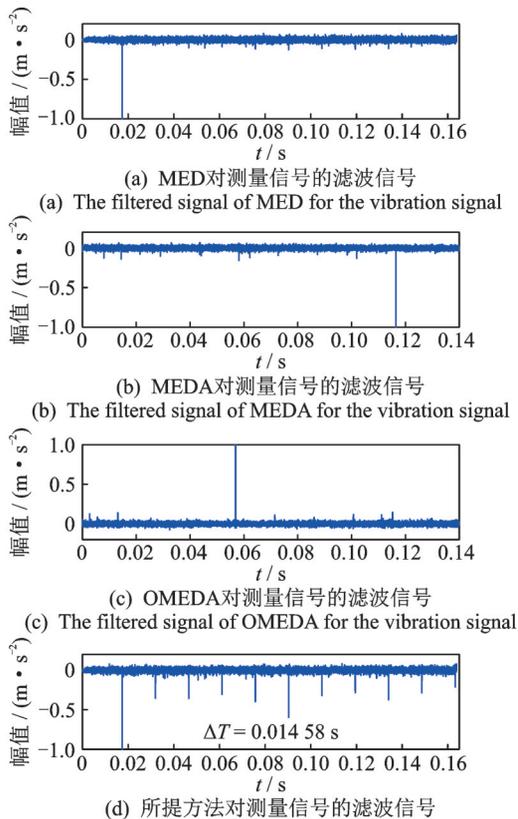


图7 4种方法对直升机测量信号的滤波信号

Fig.7 The filtered signals of the four methods for helicopter source signal

只得到单个主导冲击;所提方法滤波信号中出现了具有明显周期性的冲击序列,该周期0.014 58 s (68.6 Hz)与输入轴小齿轮的故障特征频率 $f_s$ 吻合,据此可判别直升机中间减速器输入轴小齿轮存在故障缺陷,与实际试验情况相符。

直升机测量信号与所提方法滤波信号的包络谱如图8所示。由图可见:原始测量信号包络谱中虽能观察到齿轮啮合频率 $f_m$ 及其二倍频 $2f_m$ ,但无法观察到小齿轮故障特征频率,同时在 $f_m$ 与 $2f_m$ 两侧观察不到小齿轮故障特征频率的边频带;从所提方法滤波信号的包络谱中,能清晰观察到68.6 Hz的频率及其倍频,与小齿轮故障频率 $f_s$ 吻合,同时在啮合频率 $f_m$ 与 $2f_m$ 两侧能观察到明显的小齿轮故障特征频率的边频带( $\Delta f=f_s$ )。因此,所提方法能有效提取故障特征,准确诊断齿轮故障。

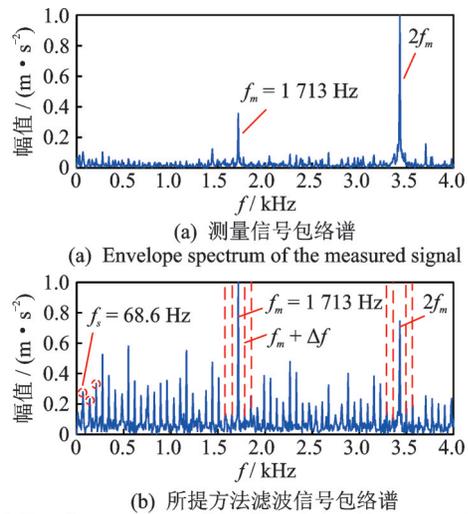


图8 直升机测量信号与所提方法滤波信号的包络谱

Fig.8 Envelope spectra of the measured signal and the filtered signal by proposed method

综上所述,由于复杂结构以及恶劣工况等因素,导致直升机中间减速器故障特征十分微弱,传统盲解卷积方法难以满足其信号分析需求,而所提方法能准确提取故障特征信息,表现出较强的实用性。

## 5 结论

1) 提出了一种新的盲解卷积方法——最大平均峭度盲解卷积,解决了MED等传统盲解卷积方法倾向于恢复少量主导冲击而非周期性故障冲击的问题。

2) 仿真信号分析结果验证了所提方法对于恢复周期性故障冲击序列的有效性,通过在直升机中间减速器故障诊断中的应用以及与传统方法的对比结果,验证了方法的适用性和优越性。

### 参 考 文 献

- [1] 孙灿飞,王友仁,夏裕彬.基于SCAE-ACGAN的直升机行星齿轮裂纹故障诊断[J].振动、测试与诊断,2021,41(3):495-502.  
SUN Canfei, WANG Youren, XIA Yubin. Fault diagnosis of helicopter planetary gear tooth crack based on SCAE-ACGAN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 495-502.(in Chinese)
- [2] 孙灿飞,王友仁.直升机行星传动轮系故障诊断研究进展[J].航空学报,2017,38(7):106-119.  
SUN Canfei, WANG Youren. Advance in study of fault diagnosis of helicopter planetary gears[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2017, 38(7): 106-119.(in Chinese)
- [3] ZHAI W M, LIU P F, LIN J H, et al. Experimental investigation on vibration behaviour of a CRH train at speed of 350 km/h[J]. International Journal of Rail Transportation, 2015, 3(1): 1-16.
- [4] 郑玉巧,魏剑峰,朱凯,等.风力机主轴承故障监测方法[J].振动、测试与诊断,2021,41(2):341-347.  
ZHENG Yuqiao, WEI Jianfeng, ZHU Kai, et al. Fault monitoring method of wind turbine main bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2): 341-347.(in Chinese)
- [5] 包文杰,涂晓彤,李富才,等.参数化的短时傅里叶变换及齿轮箱故障诊断[J].振动、测试与诊断,2020,40(2):272-277.  
BAO Wenjie, TU Xiaotong, LI Fucui, et al. The adaptive short-time fourier transform method based on fast path optimization and its application for fault diagnosis of planetary gearbox[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 272-277.(in Chinese)
- [6] 陈旭阳,韩振南,宁少慧.自适应改进双树小波变换的齿轮箱故障诊断[J].振动、测试与诊断,2019,39(5):1016-1022.  
CHEN Xuyang, HAN Zhennan, NING Shaohui. Gearbox fault diagnosis based on adaptive modified dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5): 1016-1022. (in Chinese)
- [7] 张立智,徐卫晓,井陆阳,等.基于EMD-SVD和

CNN的旋转机械故障诊断[J].振动、测试与诊断,2020,40(6):1063-1070.

ZHANG Lizhi, XU Weixiao, JING Luyang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on EMD-SVD and CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(6): 1063-1070.(in Chinese)

- [8] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution[J]. Geoprospection, 1978, 16(1/2): 21-35.
- [9] 范卓幽,高晓蓉,罗林.基于改进LMD和MED的滚动轴承故障诊断研究[J].铁路计算机应用,2019,28(12):10-14.  
FAN Zhuoyou, GAO Xiaorong, LUO Lin. Fault diagnosis of rolling bearing based on improved LMD and MED[J]. Railway Computer Application, 2019, 28(12): 10-14.(in Chinese)
- [10] 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.
- [11] CABRELLI C A. Minimum entropy deconvolution and simplicity: a noniterative algorithm[J]. Geophysics, 1985, 50(3): 394-413.
- [12] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [13] BUZZONI M, ANTONI J, D'ELIA G. Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 569-601.
- [14] HARDMAN W, HESS A, SHEAFFER J. A helicopter powertrain diagnostics and prognostics demonstration[C]//2000 IEEE Aerospace Conference Proceedings. Big Sky: IEEE, 2000: 355-365.



**第一作者简介:**张新,男,1989年1月生,博士、副教授。主要研究方向为装备故障诊断、剩余寿命预测。曾发表《基于重加权谱峭度方法的航空发动机故障诊断》(《航空学报》2022年第43卷第9期)等论文。

E-mail: xylon.zhang@swjtu.edu.cn

**通信作者简介:**赵艺珂,女,1998年5月生,硕士生。主要研究方向为机械故障诊断。

E-mail: zhaoyike@my.swjtu.edu.cn