

基于编码器信号自适应 MOMEDA 的太阳轮故障检测*

田 田, 郭 瑜, 樊家伟, 徐万通, 朱云贵

(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

摘要 针对行星减速器太阳轮故障检测问题,提出了一种基于改进自适应多点最优最小熵反褶积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted,简称 MOMEDA)的太阳轮故障检测方法。首先,基于编码器信号传递路径短、与动力学直接相关的优势,结合传动参数,计算得到故障特征周期,确定故障周期搜索区间及步长;其次,利用谱负熵最大化原则自适应确定优化滤波器长度,并得到解卷积后的信号;最后,采用包络谱分析揭示太阳轮齿根裂纹故障特征。通过仿真和实测数据分析,验证了所提方法的有效性。

关键词 多点最优最小熵反褶积;瞬时角速度;谱负熵;太阳轮齿根裂纹;特征提取

中图分类号 TH17;TH132.425

引 言

行星齿轮箱故障检测是故障诊断领域的研究热点之一。包文杰等^[1]基于阶次分析,利用参数化短时傅里叶变换实现了变速工况齿轮箱故障特征提取。赵磊等^[2]利用振动分离及同步平均技术,实现了行星齿轮箱太阳轮故障特征提取。秦嗣峰等^[3]基于 Vold_Kalman 滤波和高阶能量分离,开展了行星齿轮箱时变工况故障特征提取研究。Cheng 等^[4]基于灰色关联度分析理论,提出了行星齿轮箱齿根裂纹程度的估计方法。但是,基于振动的行星齿轮箱故障检测研究仍面临时变传递路径、多源耦合严重和振动传感器频率下限限制等难题^[5]。

相较于振动信号,编码器信号具有无时变传递路径和直接与齿轮扭转振动相关等优势,更适合行星齿轮箱齿轮故障检测。例如,当太阳轮发生齿根裂纹等局部故障时,与正常轮齿啮合相比,每次故障轮齿与行星轮齿啮合时,其接触刚度会出现一定下降,对应安装轴的瞬时角速度(instantaneous angular speed,简称 IAS)将因此发生周期性波动。IAS 信号可由旋转编码器信号估计获得,其中包含丰富的齿轮故障信息,可实现对轮齿故障的检测。目前,一些学者开展了 IAS 信号的故障特征提取研究。Li 等^[6]引入经验模态分解,从 IAS 信号中分离出故障信息。Zhou 等^[7]利用集成经验模态分解削弱了 IAS

信号中的干扰信息。欧曙东等^[8]基于稀疏低秩分解和主成分追踪,提出了低速工况的行星齿轮箱故障诊断方法。但是,上述方法易出现模态混叠、噪声敏感、繁琐的分量挑选和组合、易受其他强信号成分干扰等问题^[9]。

常规机电设备行星减速器故障分量对应的 IAS 信号微弱且易被干扰分量湮没,难以有效提取故障特征。因此,对信号中的弱特征分量进行增强是有效提取故障特征的可靠保障。解卷积技术是一种还原故障冲击分量的有效工具,其在故障诊断领域得到广泛应用^[10]。文献[11]提出多点最优最小熵反褶积,利用多点峭度辅助验证故障特征周期,并确定优化滤波器长度的范围。当工况、采样率及信号长度变化时,优化滤波器长度范围会发生相应改变。研究表明,MOMEDA 解卷积技术的鲁棒性依赖于多点峭度指标和滤波器长度。为了解决参数选取依赖经验的问题,王朝阁等^[12]提出一种自适应 MOMEDA 算法,实现了行星齿轮箱微弱故障特征提取。刘岩等^[13]基于 MOMEDA 和变分模态分解,提出一种自适应滤波器长度的算法。上述方法可在一定程度上实现对 MOMEDA 参数的自适应选取,但文献[14]指出,峭度适用于单一或几个瞬态冲击,并不适合重复性瞬态冲击,并推导了谱负熵与峭度的关系,指出频域谱负熵更适合表征重复性瞬态冲击。

* 国家自然科学基金资助项目(52165067);云南省重大专项科技计划资助项目(202002AC080001)

收稿日期:2022-04-13;修回日期:2022-08-10

笔者针对基于编码器信号行星齿轮箱故障检测的不足,结合MOMEDA还原信号中故障冲击分量的能力和谱负熵表征重复性瞬态冲击的优势,提出一种改进自适应MOMEDA算法,实现对MOMEDA算法中滤波器长度的自适应选取,并将其运用于太阳轮故障检测。首先,利用向前差分法估计IAS信号;其次,根据编码器信号特点,通过传动参数计算故障特征周期,确定故障周期搜索区间及步长;然后,自适应确定谱负熵取最大值时对应的优化滤波长度,并对原始信号滤波;最后,对解卷积信号进行包络分析提取故障特征阶次。通过对比MOMEDA、进退法自适应MOMEDA和稀疏低秩分解模型,验证了本研究方法的优势及有效性。

1 理论基础介绍

1.1 MOMEDA简介

MOMEDA是一种从噪声污染信号中提取与故障相关周期性脉冲分量的有效工具。本研究中行星齿轮箱太阳轮齿根裂纹故障信号可表示为

$$x = h_u * u + h_d * d + h_e * e \quad (1)$$

其中: u 为系统未知输入; d 为故障脉冲系列; e 为背景噪声,其传递函数分别为 h_u, h_d, h_e ; *表示卷积运算。

定义多点D-范数^[11]为

$$\text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{1}{\|\mathbf{t}\| \|\mathbf{y}\|} \mathbf{t}^T \mathbf{y} \quad (2)$$

解卷积的目标函数^[11]为

$$\max_{\mathbf{F}} (\text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t})) = \max_{\mathbf{F}} \left(\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) \quad (3)$$

其中: \mathbf{y} 为输出向量; $\max(\cdot)$ 表示取最大值操作; \mathbf{F} 为滤波器系数; \mathbf{t} 为常数向量,用来确定解卷积的目标冲击的位置和权重。

通过对滤波器系数 $\mathbf{F} = F_1, F_2, \dots, F_L$ 求导,进一步得到式(3)的极值,假设 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 存在,进一步化简可以得到MOMEDA优化滤波器组和输出结果^[11]如下

$$\mathbf{F} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0^T \mathbf{t} \quad (4)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{F} \quad (5)$$

其中:时间向量 \mathbf{t} 与输出向量 \mathbf{y} 等长; $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 为自相关矩阵的逆。

多点峭度可直观表达故障种类和故障特征周期,因此引入多点峭度辅助验证故障特征周期。由于优化滤波器长度的确定往往依赖于专家经验,导致算法的普适性和鲁棒性较差。多点峭度^[11]可表示为

$$\text{MKurt}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{\sum_{n=1}^{N-L} (t_n^2)^2 \sum_{n=1}^{N-L} (t_n y_n)^4}{\sum_{n=1}^{N-L} t_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n^2 \right)^2} \quad (6)$$

其中: $t_n = p_n(T) = \delta_{\text{round}}(T) + \delta_{\text{round}}(2T) + \delta_{\text{round}}(3T) + \dots$,为样本 n 处的脉冲。

1.2 谱负熵

谱负熵用于表征信号冲击特性或度量信号循环平稳特性。谱相关密度定义如下:给定长度为 L 的离散信号 $x(n)$ ($n=0, 1, \dots, L$),其自相关函数 $R_{xx}(t, \tau)$ ^[15]表示为

$$R_{xx}(t, \tau) = E \left\{ [x_+(t) - m_x(t)] [x_-(t) - m_x(t)]^* \right\} \quad (7)$$

其中: $x_+(t) = x(t + \pi/2)$; $x_-(t) = x(t - \pi/2)$; $m_x(t) = m_x(t + \pi/2)$; $[\cdot]^*$ 为函数共轭; $m_x(t)$ 为信号的时间平均; $E(\cdot)$ 为数学期望; τ 为时延。

循环频率 α 的循环自相关函数 $C_{xx}(\tau, \alpha)$ ^[15]表示为

$$C_{xx}(\tau, \alpha) = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} R_{xx}(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (8)$$

其中: T 为周期; $m=1, 2, \dots, M$; $\alpha = m/T$ 。

其谱相关函数 $S_{xx}(\alpha, f)$ ^[15]表示为

$$S_{xx}(\alpha, f) = \int_{-\infty}^{\infty} C_{xx}(\tau, \alpha) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (9)$$

其中: f 为谱频率。

增强包络谱(enhanced envelope spectrum, 简称EES)^[16]表示为

$$\text{EES} = \frac{2}{f_s} \int_0^{f_s/2} |S_{xx}(\alpha, f)| df \quad (10)$$

其中: f_s 为采样频率。

谱负熵 $\Delta I_E(x(n))$ ^[14]可表示为

$$\Delta I_E(x(n)) = -H_E(x(n)) = \frac{|\text{EES}|^2}{|\text{EES}|^2} \ln \left(\frac{|\text{EES}|^2}{|\text{EES}|^2} \right) \quad (11)$$

其中: $H_E(x(n))$ 为对应的熵值。

2 改进自适应MOMEDA

2.1 输入参数的自适应选取

MOMEDA算法鲁棒性依赖于合理的参数设置,包括滤波器长度 L 、窗函数 w 和故障周期搜索区间 R 。

1) 窗函数 w 。窗函数影响时间向量 t ,决定故障周期提取的准确性。参照文献[11]选择长度为1的矩形窗,则 $t=[0, 1, 0, 1, 0, 1, \dots]$ 。

2) 故障周期搜索区间 $R \in [T_s, T_f]$ 。故障周期搜索区间的选取遵循以下原则:①所选区间必须包含检测故障周期;②所选区间含有唯一的故障特征周期。本研究按照上述选取原则,通过传动参数获得故障特征周期 $T=1\ 250$,故障搜索区间为 $[1\ 200, 1\ 300]$ 。

3) 滤波器长度 L 。滤波器长度直接影响解卷积的效果,为了保证解卷积效果的完整性,滤波器长度需要满足

$$L > 2f_s/f_c \quad (12)$$

其中: f_c 为故障特征频率。

为了选取优化滤波器长度,利用谱负熵自适应确定滤波器长度为

$$L = \operatorname{argmax}\{\Delta I_E(\text{EES})\} \quad (13)$$

其中: L 为最优滤波器长度; $\operatorname{argmax}(\cdot)$ 表示取最大值参数,即增强包络谱最大熵时对应的 L 。

本研究中对滤波器长度的自适应选取以谱负熵为指标,先利用式(7)~(9)获得MOMEDA处理后信号的谱相关密度,再利用式(10)获得谱相关密度的增强包络谱,最后利用式(11)获得增强包络谱的谱负熵,并以其最大化为原则自适应选取优化滤波器长度。

2.2 自适应MOMEDA实现流程

本研究所提方法的参数自适应MOMEDA技术路线如图1所示,其主要步骤如下。

1) 利用光编码器获取带有故障信息的编码器信号。

2) 利用向前差分法获得IAS信号,其计算公式为

$$v(\theta_i) = \frac{\theta_i - \theta_{i-1}}{\Delta t_i} = \frac{\Delta \theta}{\Delta t_i} \quad (14)$$

其中: θ_i 为原始编码器信号; Δt_i 为连续2个编码脉冲之间的时间间隔; $v(\theta_i)$ 为在绝对角度 θ_i 处的IAS。

通过传动参数计算得到故障周期 $T=1\ 250$,其

计算公式为

$$T = f_s/O_s^r \quad (15)$$

其中: O_s^r 为故障阶次。

依据故障周期搜索区间选择原则,确定故障周期搜索区间为 $[1\ 200, 1\ 300]$,选择长度为1的矩形窗,则 $t=[0, 1, 0, 1, 0, 1, \dots]$ 。

3) 利用快速谱相关获得解卷积后的增强包络谱,并以谱负熵为指标自适应确定优化滤波器长度 L 。

4) 利用Hilbert包络分析揭示故障特征。

本研究所提方法具有以下优势:

1) 根据编码器角域信号特点,可以直接计算得到故障特征周期 T ;

2) 实现了MOMEDA算法滤波器长度的自适应,提升了MOMEDA算法的适应性和鲁棒性。

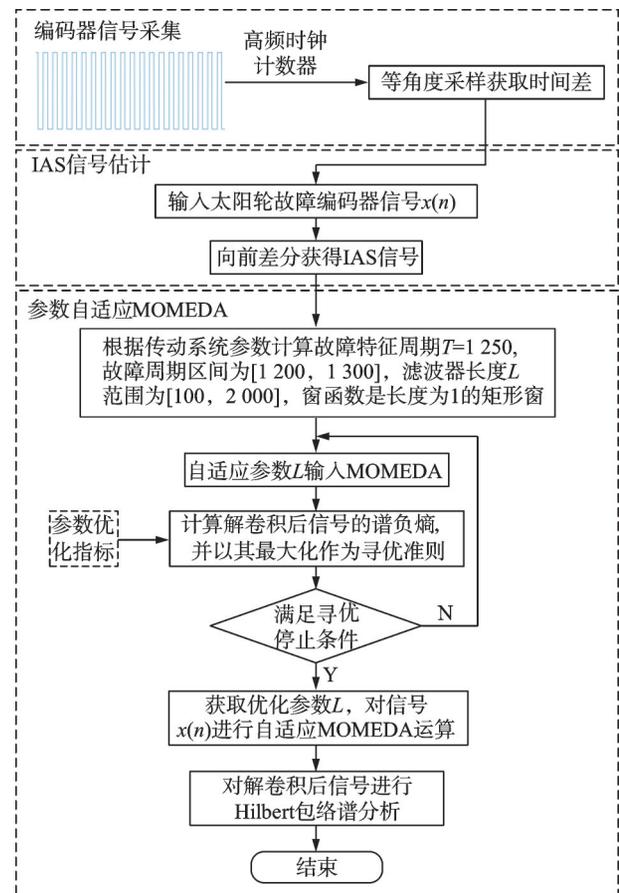


图1 参数自适应MOMEDA技术路线

Fig.1 Parameter adaptive MOMEDA technical route

3 仿真信号分析

笔者使用行星齿轮箱动力学模型对所提方法进行有效性验证,其中动力学模型参考文献[17-18],仅使用其中的扭振部分,使用时变啮合刚度^[19]作为

系统激励,可表示如下。

太阳轮

$$(J_s/r_s^2)\ddot{\theta}_s + \sum_1^n c_{spi}(\dot{\theta}_s r_s + \dot{\theta}_{pi} r_p) + \sum_1^n k_{spi}(\theta_s r_s + \theta_{pi} r_p) = T_{in}/r_s \quad (16)$$

行星架

$$(J_p/r_p^2)\ddot{\theta}_{pi} - k_{rpi}(\theta_r r_r - \theta_{pi} r_p) - c_{rpi}(\dot{\theta}_r r_r - \dot{\theta}_{pi} r_p) + k_{spi}(\theta_{pi} r_p + \theta_s r_s) + c_{spi}(\dot{\theta}_{pi} r_p + \dot{\theta}_s r_s) = T_p/r_p \quad (17)$$

齿圈

$$(J_r/r_r^2)\ddot{\theta}_r = 0 \quad (18)$$

行星轮

$$(J_c/r_c^2)\ddot{\theta}_c + \sum_1^n k_{spi}(\theta_s r_s + \theta_{pi} r_b) + \sum_1^n c_{spi}(\dot{\theta}_s r_s + \dot{\theta}_{pi} r_b) - \sum_1^n k_{rpi}(\theta_{pi} r_p - \theta_r r_r) - \sum_1^n c_{rpi}(\dot{\theta}_{pi} r_p - \dot{\theta}_r r_r) + k_p \theta_c + c_p \dot{\theta}_c = T_{out}/r_c \quad (19)$$

其中: J_s, J_p, J_r, J_c 分别为太阳轮、行星轮、齿圈和行星架的惯性矩; r_s, r_p, r_r, r_c 分别为太阳轮、行星轮、齿圈、行星架的基圆半径和行星架的半径; T_{in} 和 T_{out} 为外部施加的扭矩; T_p 为行星轮所受扭矩; $c_{spi}, c_{rpi}, k_{spi}, k_{rpi}$ 分别为刚度相关的阻尼和时变刚度; $\theta_s, \theta_{pi}, \theta_r, \theta_c$ 分别为太阳轮、行星轮、齿圈和行星架的旋转角度; $\dot{\theta}_s, \dot{\theta}_{pi}, \dot{\theta}_r, \dot{\theta}_c$ 分别为太阳轮、行星轮、齿圈和行星架的旋转角速度; $\ddot{\theta}_s, \ddot{\theta}_{pi}, \ddot{\theta}_r, \ddot{\theta}_c$ 分别为太阳轮、行星轮、齿圈和行星架的旋转角加速度; k_p, c_p 分别为行星架的支撑刚度和支撑阻尼。

动力学仿真时,使用的参数与实验所用齿轮箱一致,获得行星齿轮箱行星架(输出端)的扭振响应。太阳轮故障 IAS 信号及包络谱如图 2 所示。由图 2(c)可以看出,包络谱中噪声谱线占主导地位,太阳轮齿根裂纹故障特征阶次无法有效辨识, O_s' 的 $4\times$ 和 $5\times$ 谱线并不显著。

利用 MOMEDA 算法对仿真信号进行处理,滤波器长度 $L=500$ 。仿真信号 MOMEDA 解卷积如图 3 所示。可见, MOMEDA 算法 $L=500$ 解卷积包络谱对应的太阳轮齿根裂纹故障特征谱线由于受到背景噪声干扰而不易辨识,且 O_s' 的 $1\times$ 特征谱线并不显著。

利用本研究所提方法对原始 IAS 信号进行故障特征提取。首先,依据编码器信号的优势计算得到故障周期 $T=1\ 250$;其次,选定故障周期搜索区间 $[1\ 200, 1\ 300]$,窗函数是长度为 1 的矩形窗;最后,

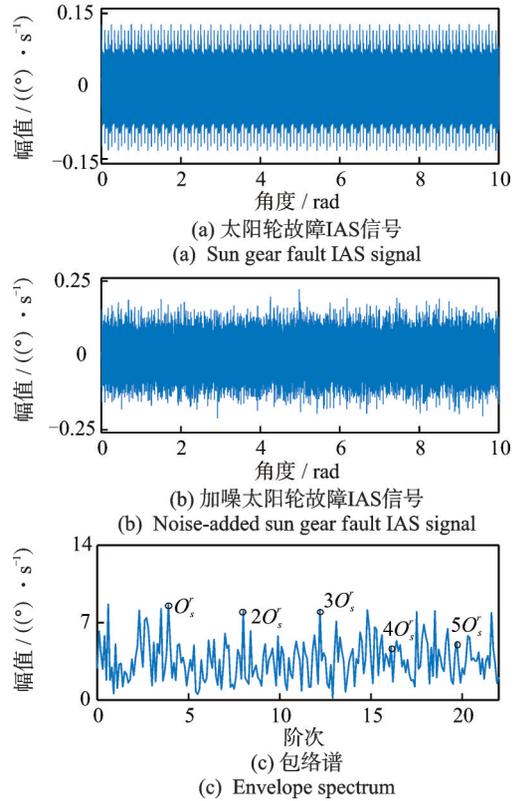


图2 太阳轮故障 IAS 信号及包络谱

Fig.2 Sun gear fault IAS signal and envelope spectrum

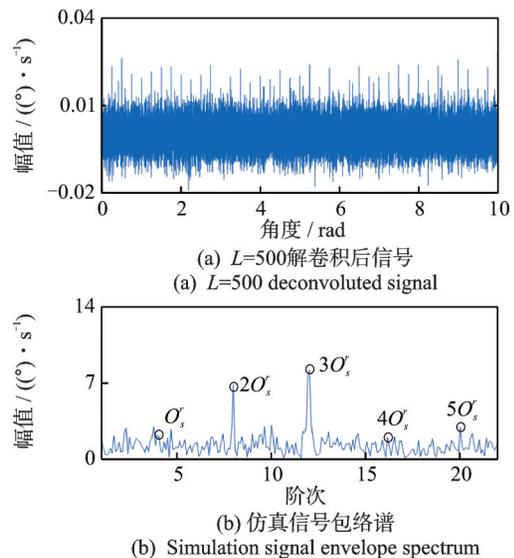


图3 仿真信号 MOMEDA 解卷积

Fig.3 Simulation signal MOMEDA deconvolution

以谱负熵最大化为目标函数,对滤波器参数进行优化选择。仿真信号谱负熵值变化曲线如图 4 所示。

由图 4 可知,当 $L=1\ 241$ 时谱负熵值最大,此时解卷积效果最好。滤波器长度设定为 1 241,对信号进行处理。仿真信号改进自适应 MOMEDA 及包络谱如图 5 所示。由图 5 可见,故障特征阶次可清晰辨识。

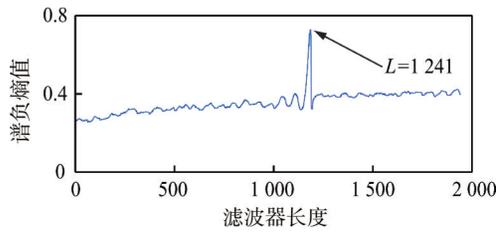


图 4 仿真信号谱负熵值变化曲线

Fig.4 Simulation signal spectrum negentropy value change curve

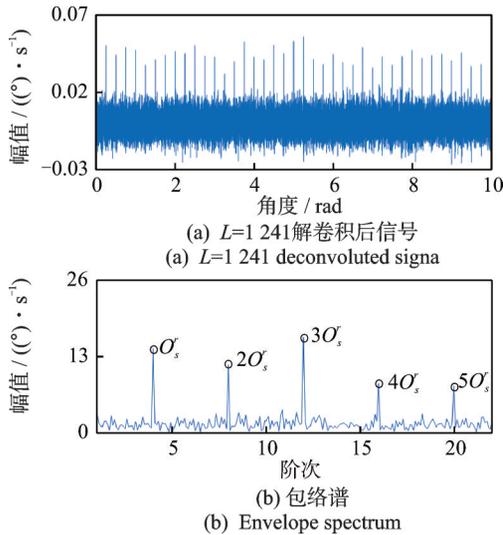


图 5 仿真信号改进自适应 MOMEDA 及包络谱

Fig.5 Simulation signal improved adaptive MOMEDA and envelope spectrum

4 实验验证

4.1 实验说明

通过行星齿轮箱实验台验证所提方法的有效性。试验台主要包括伺服电机、一级行星齿轮箱、编码器和磁粉制动器等部分。行星齿轮箱传动实验台如图 6 所示。行星齿轮箱结构参数如表 1 所示。实验采用 ReSatron 公司的光栅式旋转编码器,型号为 SZGLK9040G2,线数 $N=5\ 000$ 。实验用行星齿轮箱为减速转置,输出轴转速为 60 r/min(编码器信号获取端),减速比为 5:1。

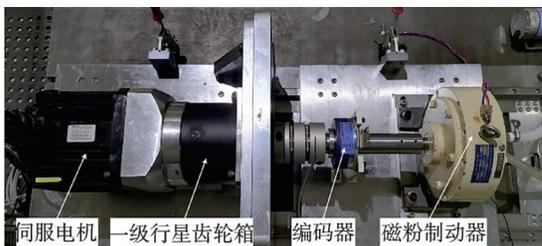


图 6 行星齿轮箱传动实验台

Fig.6 Planetary gearbox transmission test bench

表 1 行星齿轮箱结构参数

Tab.1 Structural parameters of planetary gearbox

参数	太阳轮	行星轮(3个)	齿圈
齿数	21	31	84
变位系数	0.18	0.10	0.12

为模拟太阳轮齿根裂纹故障,采用线切割方法在太阳轮齿根处加工 1 条深度约为 3 mm 的裂纹,如图 7 所示。太阳轮故障阶次如表 2 所示。

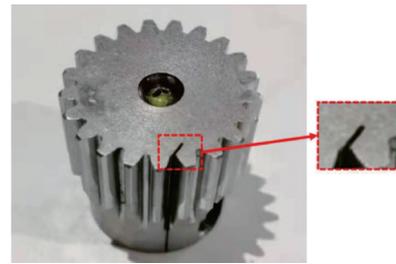


图 7 太阳轮齿根裂纹

Fig.7 Sun gear root crack

表 2 太阳轮故障阶次

Tab.2 Sun gear failure order

参数	故障阶次
齿轮啮合阶次 O_m	$84\times$
行星架旋转阶次 O_c	$1\times$
太阳轮绝对旋转阶次 O_s	$5\times$
太阳轮故障特征阶次 O_s^r	$4\times$

4.2 信号分析

行星齿轮箱太阳轮齿根裂纹故障的原始编码器信号如图 8 所示。

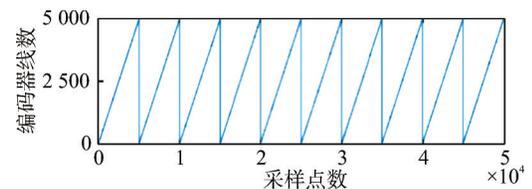


图 8 原始编码器信号

Fig.8 Original encoder signal

利用式(14)获得其 IAS 信号及包络谱如图 9 所示。可见,包络谱中太阳轮齿根裂纹故障特征谱线无法有效识别。

利用 MOMEDA 算法处理实验信号,参照文献[11]将滤波器长度设置为 $L=500$ 。实验信号 MOMEDA 解卷积如图 10 所示。可以发现,太阳轮齿根裂纹故障特征谱线受到干扰, $O_s^r 1\times, 3\times$ 和 $5\times$ 谱线幅值并不显著。

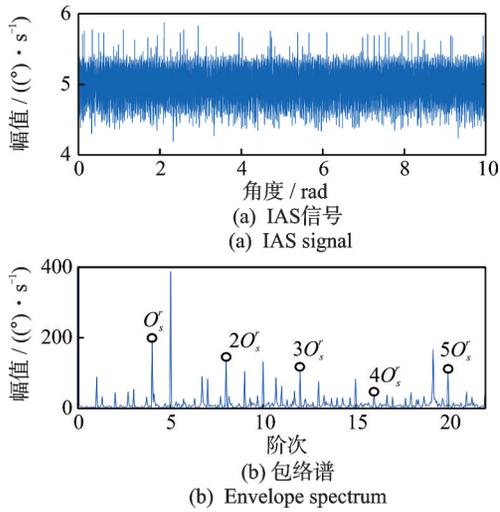


图9 IAS信号及包络谱

Fig.9 IAS signal and envelope spectrum

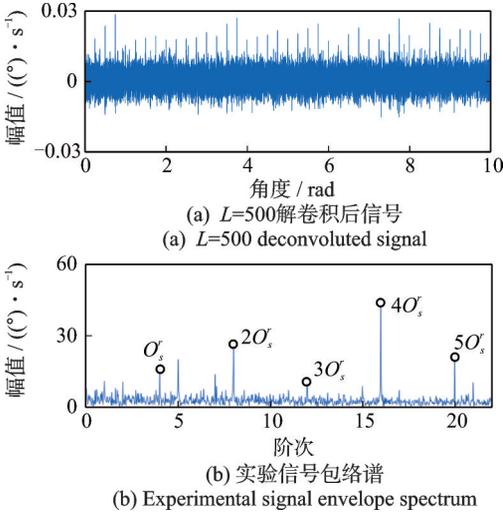


图10 实验信号MOMEDA解卷积

Fig.10 Experimental signal MOMEDA deconvolution

为了进行对比,利用文献[13]的方法分析实验信号,滤波器长度范围设置为[100, 2 000],以峭度最大化原则为优化滤波器参数选择依据。包络谱最高峰值/故障阶次处峰值变化曲线如图11所示。

由图11可以看出,滤波器长度区间为[10, 75]和[355, 429]内有局部较大值,分别利用进退法确定优化滤波器长度 $L=47$ 和 $L=370$ 。进退法自适

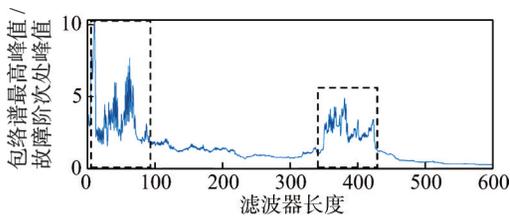


图11 包络谱最高峰值/故障阶次处峰值变化曲线

Fig.11 Curve of at the highest peak value of the envelope spectrum/ the peak value of fault order

应MOMEDA处理信号及包络谱如图12所示。由图12(b)可知,太阳轮齿根裂纹故障特征谱线被干扰分量掩盖。图12(d)中太阳轮齿根裂纹故障特征谱线虽然可见,但部分谱线($O_s 1\times, 3\times$ 和 $5\times$)较低。

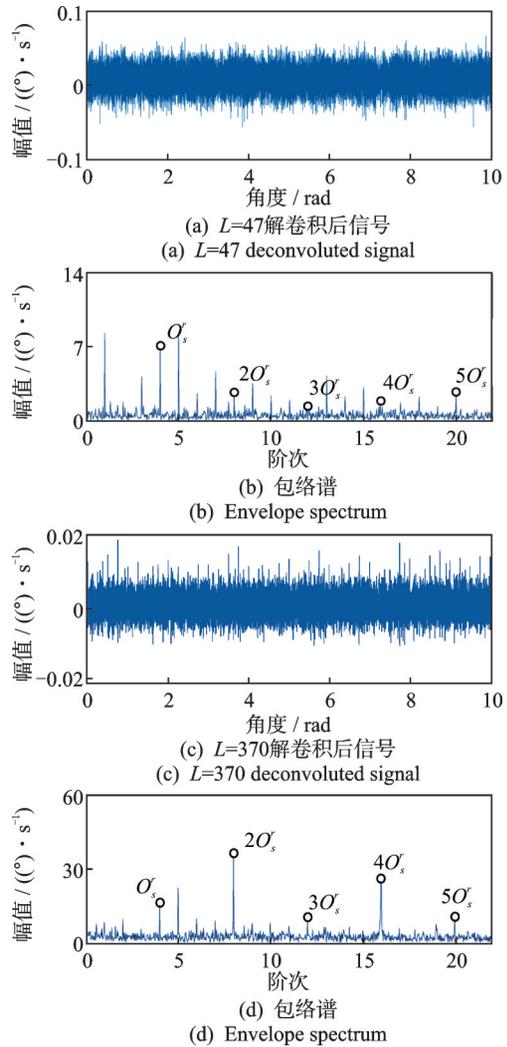


图12 进退法自适应MOMEDA处理信号及包络谱

Fig.12 Advance and retreat method adaptive MOMEDA processes the signal and envelope spectrum

利用文献[8]所提方法对IAS信号进行分析,图13为稀疏低秩分解处理结果。可见,包络谱中太阳轮齿根裂纹故障阶次谱线受到其他较高阶次谱线的干扰,对比时受到Hankel矩阵结构、分析数据点数的影响,包络谱分辨率较低。

采用本研究所提方法对实验信号进行分析,首先计算得到故障周期 $T=1\ 250$,选定故障周期搜索范围为[1 200, 1 300],滤波器取值范围为[100, 2 000]。以谱负熵最大化为原则,对滤波器参数进行优化选择。实验信号谱负熵值变化曲线如图14所示。

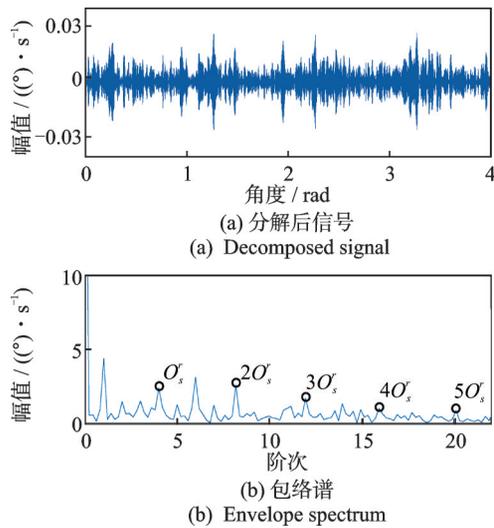


图 13 稀疏低秩分解处理结果

Fig.13 Sparse low-rank decomposition processing results

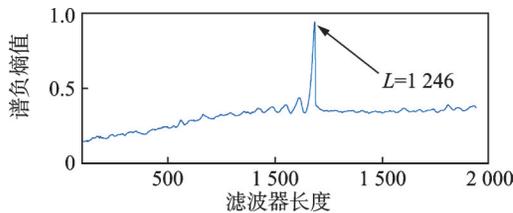


图 14 实验信号谱负熵值变化曲线

Fig.14 Experimental signal spectrum negentropy value curve

由图 14 可知,当 $L=1246$ 时谱负熵值最大,说明此时解卷积效果最好。滤波器长度设定为 1246,对信号进行解卷积。实验信号改进自适应 MOMEDA 及包络谱如图 15 所示。由图 15(b)可以清晰分辨出太阳轮齿根裂纹故障特征谱线。

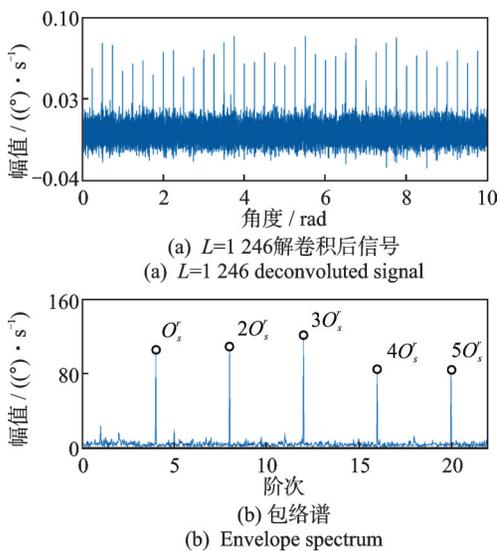


图 15 实验信号改进自适应 MOMEDA 及包络谱

Fig.15 Experimental signal improved adaptive MOMEDA and envelope spectrum

5 结 论

1) 提出了一种改进自适应 MOMEDA 的太阳轮故障检测方法,以谱负熵最大化为原则,实现滤波器长度的自适应选取,提升了 MOMEDA 算法的适应性和鲁棒性。

2) 通过仿真和实验分析,将改进自适应 MOMEDA 与 MOMEDA、进退法自适应 MOMEDA、稀疏低秩分解模型等方法进行了对比,结果表明,改进自适应 MOMEDA 方法分离故障冲击的效果优于其他对比算法。

参 考 文 献

[1] 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)

[2] 赵磊,郭瑜,伍星.基于振动分离信号构建和同步平均的行星齿轮箱轮齿裂纹故障特征提取[J].振动与冲击,2018,37(5):142-147,162.
ZHAO Lei, GUO Yu, WU Xing. Fault feature extraction of gear tooth crack of planetary gear-box based on constructing vibration separation signals and synchronous average [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(5): 142-147, 162.(in Chinese)

[3] 秦嗣峰,冯志鹏,LIANG M. Vold-Kalman 滤波和高阶能量分离在时变工况行星齿轮箱故障诊断中的应用研究[J].振动工程学报,2015,28(5):839-845.
QIN Sifeng, FENG Zhipeng, LIANG M. Application of Vold-Kalman filter and higher order energy separation to fault diagnosis of planetary gearbox under time-varying conditions [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(5): 839-845.(in Chinese)

[4] CHENG Z, HU N Q, ZHANG X F. Crack level estimation approach for planetary gearbox based on simulation signal and GRA [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(26): 5853-5863.

[5] 雷亚国,何正嘉,林京,等.行星齿轮箱故障诊断技术的研究进展[J].机械工程学报,2011,47(19):59-67.
LEI Yaguo, HE Zhengjia, LIN Jing, et al. Research advances of fault diagnosis technique for planetary gearboxes [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(19): 59-67.(in Chinese)

- [6] LI B, ZHANG X N, WU J L. New procedure for gear fault detection and diagnosis using instantaneous angular speed [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 85: 415-428.
- [7] ZHOU Y Q, TAO T, MEI X S, et al. Feed-axis gearbox condition monitoring using built-in position sensors and EEMD method [J]. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, 2011, 27(4): 785-793.
- [8] 欧曙东, 赵明, 周涛, 等. 基于编码器信号的低转速行星齿轮箱故障诊断技术 [J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(5): 1885-1894.
OU Shudong, ZHAO Ming, ZHOU Tao, et al. Fault diagnosis technology for low-speed planetary gearbox based on encoder signals [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(5): 1885-1894. (in Chinese)
- [9] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56(17): 91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(17): 91-107. (in Chinese)
- [10] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485-520.
- [11] 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.
- [12] 王朝阁, 李宏坤, 胡少梁, 等. 利用参数自适应多点最优最小熵反褶积的行星轴承微弱故障特征提取 [J]. *振动工程学报*, 2021, 34(3): 633-645.
WANG Chaoge, LI Hongkun, HU Shaoliang, et al. Weak fault feature extraction of planetary bearing based on parameter adaptive MOMEDA [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(3): 633-645. (in Chinese)
- [13] 刘岩, 伍星, 刘韬, 等. 基于自适应 MOMEDA 与 VMD 的滚动轴承早期故障特征提取 [J]. *振动与冲击*, 2019, 38(23): 219-229.
LIU Yan, WU Xing, LIU Tao, et al. Feature extraction for rolling bearing incipient faults based on adaptive MOMEDA and VMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(23): 219-229. (in Chinese)
- [14] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 74: 73-94.
- [15] 陈鑫, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 CPW 和 SCD 的行星轴承内圈故障特征提取 [J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(5): 868-873.
CHEN Xin, GUO Yu, WU Xing, et al. Fault feature extraction of planetary bearing inner ring based on CPW and SCD [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(5): 868-873. (in Chinese)
- [16] ANTONI J, XIN G, HAMZAOUI N. Fast computation of the spectral correlation [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 92: 248-277.
- [17] ZENG Q, FENG G J, SHAO Y M, et al. Planetary gear fault diagnosis based on an instantaneous angular speed measurement system with a dual detector setup [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 66228-66242.
- [18] 申勇, 章翔峰, 周建星, 等. 多级齿轮传动裂纹故障频率分析与特征提取 [J]. *振动、测试与诊断*, 2022, 42(2): 328-334.
SHEN Yong, ZHANG Xiangfeng, ZHOU Jianxing, et al. Multi-stage gear transmission frequency analysis and feature extraction under crack action [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022, 42(2): 328-334. (in Chinese)
- [19] 万志国, 訾艳阳, 曹宏瑞, 等. 时变啮合刚度算法修正与齿根裂纹动力学建模 [J]. *机械工程学报*, 2013, 49(11): 153-160.
WAN Zhiguo, ZI Yanyang, CAO Hongrui, et al. Time-varying mesh stiffness algorithm correction and tooth crack dynamic modeling [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(11): 153-160. (in Chinese)



第一作者简介:田田,男,1994年11月生,硕士生。主要研究方向为信号处理、旋转机械故障诊断、行星齿轮箱故障特征提取、设备智能维护及健康管理。
E-mail:tt1761488415@163.com

通信作者简介:郭瑜,男,1971年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为振动信号分析、旋转机械故障特征提取。

E-mail:kmgary@163.com