DOI:10.3969/j.issn.1001 - 4551.2021.07.005

基于 HEI 量化故障信息的行星齿轮箱故障诊断方法研究*

李宇恒,蒋章雷*,梁 好,毕浩程
(北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室,北京 100192)

摘要:针对复杂工况下行星齿轮箱的故障信息难以量化衡量的问题,提出了基于谐波有效指数(HEI)量化故障信息的行星齿轮箱故障诊断方法。首先,对信号进行分析处理,对频率切片小波变换(FSWT)频率切片后的频带信号进行了精细复合多尺度散布熵(RCMDE)值计算,选取故障特征多的频带进行了信号重构,使用多点最优调整的最小熵解卷积(MOMEDA)对重构信号中的故障冲击成分进行了准确提取;通过建立谐波有效指数,量化了包含在振动信号中的故障信息,实现了对行星齿轮箱的故障诊断;最后,使用行星齿轮箱齿面磨损故障的试验数据进行了相关的验证。研究结果表明:该方法能够实现行星齿轮箱振动信号中故障特征的提取;从处理后信号的频谱中可以清楚地观察到行星轮故障特征频率 f_p = 7.03 Hz 及其倍频 nf_p;实验数据中的 HEI 值为 3.47×10^{-6},可以作为衡量行星齿轮箱故障程度的有效指标。

关键词:谐波有效指数;行星齿轮箱;故障诊断;精细复合多尺度散布熵;最小熵解卷积
中图分类号:TH133.3 **文献标识码**:A **文章编号**:1001 - 4551(2021)07 - 0836 - 07

Planetary gearbox fault diagnosis method based on harmonic effective index quantitative fault information

LI Yu-heng, JIANG Zhang-lei, LIANG Hao, BI Hao-cheng
(Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault information of the planetary gearbox was difficult to quantified and measured under the complicated working conditions, a fault diagnosis method of the planetary gearbox based on the harmonic effective index (HEI) to quantify the fault information was proposed. Firstly, the signal is analysed and processed, the RCMDE value of FSWT frequency sliced signal was calculated, the frequency band with more fault features was selected for signal reconstruction; MOMEDA was used to extract the fault impulse component of the reconstructed signal accurately. Then the fault information contained in the vibration signal was quantified by establishing the harmonic effective index(HEI), the fault diagnosis of planetary gearbox was realized. And the test data of the planetary gearbox tooth surface wear failure was used for verification. The research results show that the method can extract the fault characteristics in the vibration signal of the planetary gearbox; the planetary gear fault characteristic frequency f_p = 7.03 Hz and its multiplication frequency nf_p can be clearly observed in the frequency spectrum of the processed signal. The HEI value of f_p in the experimental data is 3.47×10^{-6} which can be used as an effective index to measure the degree of failure of the planetary gearbox.

Key words: harmonic effective index(HEI); planetary gearbox; fault diagnosis; fine composite multi-scale dispersion entropy (FCMDE); minimum entropy deconvolution (EDA)

收稿日期:2020 - 11 - 03
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2020YFB1713203);国家自然科学基金资助项目(61973041,51975058);北京市教委科技计划一般项目(KM201811232023)

作者简介:李宇恒(1995 -),男,山西吕梁人,硕士研究生,主要从事机电装备运行状态监测、故障诊断方面的研究。E-mail:791844217@qq.com
通信联系人:蒋章雷,男,博士,副研究员。E-mail:Jiang_Zhanglei@126.com

0 引　言

在全球的风电机组累计装机容量快速增长的背景下,由部件故障导致的机组停机事故频发。其中,造成停机最大时间的故障主要集中在风电机组的齿轮箱传动系统[1]。由此可见,齿轮和轴承是风电机组故障高发部件。因此,对风电机组发生各种异常状态或故障进行及时、有效的监测是非常必要的。

风力发电机组的传动系统多采用行星齿轮箱,且行星齿轮箱结构复杂、运行工况多变,齿轮啮合特征频率、零部件的旋转特征频率、故障特征频率等多个频率之间存在着大量的耦合情况。故对行星齿轮箱的故障特征提取一直存在着很大的困难。如今,行星齿轮箱的状态诊断、趋势预测研究及相关研究已成为国内外科学研究中的一个热点课题。

秦嗣峰等人[2]提出了基于 Vold-Kalman 滤波和高阶能量分离的方法,准确识别了信号中的时变频率成分,解决了频率离散的行星齿轮箱振动信号单分量分解问题。祝文颖等人[3]提出了迭代 Hilbert 变换与 Fourier 变换相结合的信号解调分析方法,实现了对敏感分量的幅值解调和频率解调,提取出了行星齿轮箱振动信号中的故障信息,实现了对行星齿轮箱故障的准确诊断。隆勇等人[4]对平均后的振动信号进行了加窗分离;然后,对分离的振动信号进行了 VMD 分解,并选取了包含故障的特征分量;最后,对选取的特征分量进行了 Hilbert 解调分析,实现了行星轮故障特征提取。刘一鸣[5]根据齿轮箱振动信号中故障成分与平稳啮合成分在形态上的差异,采用了基于可调品质因子小波字典的稀疏分解方法对信号中的故障成分进行了提取,形成了风电机组多故障诊断方法。李肖等人[6]为了准确提取行星齿轮箱组合故障特征,提出了基于变分模式分解的频率解调分析方法,根据中心频率和啮合频率的匹配关系选取了敏感单分量;通过分析敏感单分量瞬时频率频谱来诊断组合故障。马朝永等人[7]通过 FSWT 分解,重构了包含故障信息最多的频带,再对该频带进行 FSWT-TT 变换,提取了振动信号的故障特征。乔新勇等人[8,9]利用散布熵来实现 VMD 模态分量的选取,又把多尺度散布熵作为故障特征指标来实现故障诊断。武超等人[10]采用多点优化最小熵解卷积调整为原信号降噪,增强了信号中的周期性冲击成分,然后,通过包络谱实现了微弱故障特征的提取。

行星齿轮箱振动信号中频率情况复杂,难以直接对故障特征进行提取;通常对以啮合频率及其倍频为载波频率、故障特征频率等频率为间隔的边频带进行分析,实现故障特征提取;不能直接通过故障特征频率的出现来实现行星齿轮箱的故障诊断。

综上所述,本文提出基于谐波有效指数(HEI)量化故障信息行星齿轮箱故障诊断方法。首先,笔者对信号进行分析处理,对 FSWT 频率切片后的频带信号进行 RCMDE 值计算,选取故障特征多的频带进行信号重构,然后使用 MOMEDA 对重构信号中的故障冲击成分进行准确提取,再采用谐波有效指数量化处理信号中携带的故障信息,并通过该指标确定行星齿轮箱全寿命周期实验中,振动信号中包含的故障信息,实现对行星齿轮箱的故障诊断。

1 信号处理算法的基本理论

1.1 频率切片小波变换

令 $L^2(R)$ 为有限向量空间(R 为集合实数),对任意信号有 $f(t)\in L^2(R)$,频率切片小波变换的定义以 $p(t)$ 的傅里叶变换存在为前提[11],即:

$$W(t,\omega,\lambda,\sigma)=\frac{1}{2\pi}\lambda\int_{-\infty}^{+\infty}\hat{f}(u)\,\hat{p}*\left(\frac{u-\omega}{\sigma}\right)\mathrm{e}^{iut}\mathrm{d}u \quad (1)$$

式中:σ —尺度因子($\sigma\neq0$);λ —能量系数($\lambda\neq0$);t —观测时间;ω —观测频率;$\hat{p}(u)$—母小波函数 $p(t)$ 的频域形式。

利用 FSWT 能方便地重构任意频带内的信号,对信号进行更加具体的分析。

1.2 精细复合多尺度散布熵

散布熵(DE)是一种表明时间序列复杂性和不规则程度的非线性动力学方法[12]。

(1)利用正态分布函数,将时间序列 $x=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$ 映射到 $y=\{y_1,y_2,\cdots,y_N\}$,$y\in(0,1)$,即:

$$y_i=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\int_{-\infty}^{x_j}\mathrm{e}^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}\mathrm{d}t \quad (2)$$

式中:μ —均值;σ —标准差。

(2)利用线性变换,将 y 映射到[1,2,…,c]范围内,得到序列 $z_j^{(c)}$,即:

$$z_j^{(c)}=\mathrm{int}(cy_j+0.5) \quad (3)$$

式中:c —类别数;int —取整函数。

(3)计算嵌入向量 $z_i^{(m,c)}$,即:

$$z_i^{(m,c)}=(z_i^{(c)},z_{i+d}^{(m,c)},\cdots,z_{i+(m-1)d}^{(m,c)})$$
$$i=1,2,\cdots,N-(m-1)d \quad (4)$$

式中:m —嵌入维数;d —时延。

(4)计算散布模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}(v=1,2,\cdots,c)$,如果 $z_i^{(c)}=v_0,z_{i+d}^{(c)}=v_1,\cdots,z_{i+(m-1)d}^{(c)}=v_{m-1}$,则 $z_i^{(m,c)}$ 的散布

模式为 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$。

(5)计算所有散布模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的概率,即:

$$P(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) = \frac{Num(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})}{N-(m-1)d} \tag{5}$$

式中:$num(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) - z_i^{(m,c)}$ 映射到 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的个数。

(6)根据香农熵的定义,则原序列的散布熵为:

$$E_{DE}(x,m,c,d) = -\sum_{\pi=1}^{c^m} P(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}} \ln(P(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})) \tag{6}$$

从散布熵的定义可知:当所有散布模式有相同的概率时,散布熵值最大,时间序列的越复杂,不规则程度越高;反之越低。

多尺度散布熵(MDE)是在散布熵的基础上,通过不同尺度反映时间序列的复杂程度。精细复合多尺度散布熵(RCMDE)是在 MDE 方法的基础上进一步细化,通过将原始信号按初始点分别为[1,τ]连续地分割成长度为 τ 的小段,并求其平均值得到 τ 个粗粒化序列来实现 RCMDE 计算的方法,其方式如下[13]:

对于原始信号 u,其第 k 个粗粒化序列 $x_k^{(\tau)} = \{x_{k,1}^{(\tau)}, x_{k,2}^{(\tau)}, \cdots\}$ 计算方法为:

$$x_{k,j}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau}\sum_{k+\tau(j-1)}^{k+j\tau-1} u_b \tag{7}$$

$$j = 1,2,\cdots,\frac{L}{\tau}$$

$$k = 1,2,\cdots,\tau$$

对于每个尺度 τ,对应的 RCMDE 定义为:

$$E_{\mathrm{RCMDE}}(x,m,c,d,\tau) = -\sum_{\pi=1}^{c^m} \overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) \ln(\overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})) \tag{8}$$

式中:$\overline{P}(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})$—粗粒化序列 $x_k^{(\tau)}$ 的散布模式 π 的概率的平均值。

RCMDE 解决了 MDE 粗细化过程中,部分统计信息易丢失的问题,减小了初始点选取对结果的误差影响,提高了计算精度。

1.3 MOMEDA 算法

假设振动信号为 x,可表达为[14]:

$$x = h * y + e \tag{9}$$

式中:y—冲击信号;h—系统频响函数;e—随机噪声。

为了实现对原始冲击信号的重构,减少噪声的影响,解卷积过程如下:

$$y = f * x = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \tag{10}$$

式中:N—采样点个数;L—滤波器大小。

其中:$k = 1,2,\cdots,N-L$。

考虑到故障脉冲周期性的特点,在这里引入了多点范数,即:

$$MDN(y,t) = \frac{t^{\mathrm{T}}}{\|y\|} \tag{11}$$

$$MOMEDA = \max_f MDN(y,t) = \max_f \frac{t\cdot y}{\|y\|} \tag{12}$$

式中:t—目标向量,用于描述卷积目标冲击成分的位置和权重。

当目标向量 t 与原冲击信号 y 完全契合时,解卷积效果达到最佳;可以通过求解多点 D 范数的最大值来获得最优滤波器,此时的解卷积处理也可以获得最优解。

最优解可通过求解下式获得:

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}f}\left(\frac{t^{\mathrm{T}}y}{\|y\|}\right) = 0 \tag{13}$$

其中:$f = f_1, f_2, \cdots, f_L$;$t = t_1, t_2, \cdots, t_{N-L}$。

将式(10~12)代入式(13),可求得 f 作为一组最优滤波器,即:

$$f = (X_0X_0^{\mathrm{T}})^{-1}X_0t$$

$$X_0 = [M_1, M_2, \cdots, M_k];$$

$$M_k = [x_{k+L-1}, x_{k+L-2}, \cdots, x_k]^{\mathrm{T}}。 \tag{14}$$

将式(14)代入 $y = X_0^{\mathrm{T}}f$ 中,便可得到其原始冲击信号 y。

2 基于 HEI 的故障信息量化

2.1 HEI 的提出

谐波乘积谱(HPS)是根据语音信号的短时谱来检测基音频率的方法。它可以通过将多个谐波的能量累计起来,寻求谐波乘积谱的最大值,来确定基音频率[15]。HPS 的原理简单,对于某个频率 ω,HPS 被定义为其前 N 个谐波的幅值乘积,当 ω 恰好等于基本频率 ω_0 时,突出的谐波幅值会进行相乘,幅值将急剧增加[16]。

基于此,谐波有效指数(HEI)被提了出来。它利用基本频率 ω_0 谐波幅值的乘积,并进行标准化,来量化信号中包含故障脉冲的信息,即:

$$HEI = (F(\omega_0)\cdot F(2\omega_0)\cdots F(K\omega_0))^{\frac{1}{K}} = (\prod_{n=1}^{K} F(n\omega))^{\frac{1}{K}} \tag{15}$$

式中:$F(\omega_0)$—频谱图中 ω_0 对应的幅值;K—谐频倍数。

HEI 采用 K 次根运算来归一化谐波幅值的乘积,使得谐波的个数即使发生变化也可以有效表达故障信息。HEI 的值与故障特征量成正比,与振动信号中包含的故障信息的丰富度成正比。

2.2　基于 HEI 的故障诊断流程

在实际工况中,受到噪声的干扰,行星轮故障特征频率更加难以直接在行星齿轮箱的振动信号的频谱中识别。

由于故障脉冲周期性出现的特点,笔者提出了基于 HEI 量化故障信息行星齿轮箱故障诊断方法。其具体的步骤如图 1 所示。

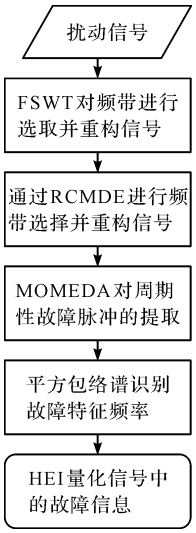

图 1　故障诊断流程图

(1)对原始信号进行 FSWT 分析,将信号划分为不同频带的子信号,通过精细复合多尺度散布熵,对子频带信号进行分析;参考信号在不同尺度因子下值的差异,选取合适的尺度因子下的作为指标;对包含故障信息丰富的频带进行选取,并进行信号重构,实现对信号的降噪;

(2)对重构信号进行包络解调,将故障信息从复杂的信号调幅部分中分离出来,得到低频调制信号;结合理论故障周期,选择合适的周期区间,使用 MOMEDA 算法有效提取出调制信号中的周期性故障冲击成分;

(3)通过平方包络谱突出信号中的瞬态能量成分,识别聚集在低频段的故障特征频率;利用谐波有效指数(HEI)对故障特征频率进行计算,量化信号中包含的故障信息,实现对行星齿轮箱的故障诊断。

3　试验和结果分析

笔者针对行星齿轮箱齿面磨损故障进行试验,以获取磨损故障全生命周期的振动数据。

实验台由行星齿轮箱、电机、制动器及其控制器、数据采集系统(加速度传感器、电涡流传感器等)组成,如图 2 所示。

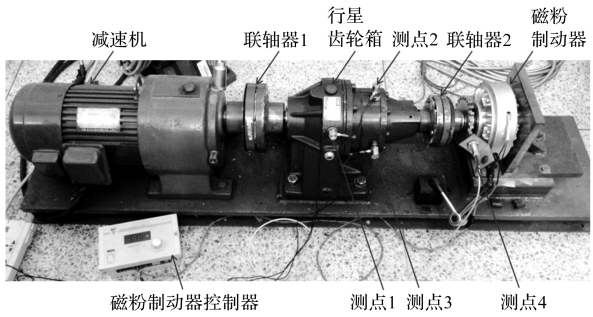

图 2　行星齿轮箱实验台

图 2 中:测点 1 ~3 处布置加速度传感器,测量振动信号;测点 1 对应行星齿轮箱第二级的位置(与水平方向成 45°角);测点 2、3 分别对应第三级垂直和水平位置;测点 4 放置电涡流传感器,配合测速齿轮盘可得输出轴的实时转速。

行星齿轮箱参数如表 1 所示。

表 1　行星齿轮箱各齿轮参数

齿轮	齿数	模数	齿宽	变位系数	压力角
G1	21	2.25	13	0.11	20
G2	19	2.25	13	0.11	20
G3	62	1.75	16	-0.15	20
G4/G6	21	1.75	13	0.14	20
G5/G7	19	1.75	13	0.16	20
G8	62	1.75	54	-0.07	20

G1—第一级行星轮;G2—第一级太阳轮;G3—第一级内齿圈;G4/G6—第二、三级行星轮;G5/G7—第二、三级太阳轮;G8—第二、三级共用内齿圈

各级齿轮的转频和啮合频率如表 2 所示。

表 2　齿轮转频及啮合频率

传动级	太阳轮转频/Hz	行星轮转频/Hz	行星架转频/Hz	啮合频率/Hz
第一级	0.13	-0.26	0.13	8.10
第二级	0.56	-1.09	0.56	34.52
第三级	2.37	-4.65	2.37	147.06

各级齿轮的故障频率如表 3 所示。

表 3　各级齿轮故障频率

传动级	太阳轮/Hz	行星轮/Hz	内齿圈/Hz
第一级	1.29	0.39	0.39
第二级	5.45	1.65	1.67
第三级	23.22	7.03	7.12

在该实验中,为了加快齿轮磨损的速度,笔者通过施加载荷和使用个别未经热处理的齿轮,来加快实验进度。实验中,采样频率设置为 20 480 Hz,采样间隔为 10 min,采样时间 10 s;磁粉制动器转矩设置为 8.33 N·m。

试验共持续 9 300 min,本文分析数据采用测点 2 的振动信号。

3.1 基于 RCMDE 的信号降噪

首先,笔者利用 FSWT 对实验采集到的振动信号进行分析,选取$\hat{p}(\omega)=e^{-(\frac{1}{2})\omega^2}$作为频率切片函数,其基本参数 $\mu=0.5$, $\eta_s=0.025$,尺度参数 $k=\frac{\sqrt{2}}{2}=28.28$;利用 FSWT 重构任意频带的信号,通过构造合理的子频带对信号进行更加具体的分析。

根据行星齿轮箱故障演化机理可以得知:行星轮故障特征频率很大程度上会与啮合频率及其倍频参与耦合,而振动信号中正常状况下的啮合频率最为突出。因此,笔者使用 FSWT 对振动信号进行频率切片划分,分割间隔与啮合频率相近,为 150 Hz。

振动信号的频率范围为 0 ~ 9 900 Hz,笔者使用 FSWT 将信号频带划分为 66 组,得到其时域信号,如图 3 所示。

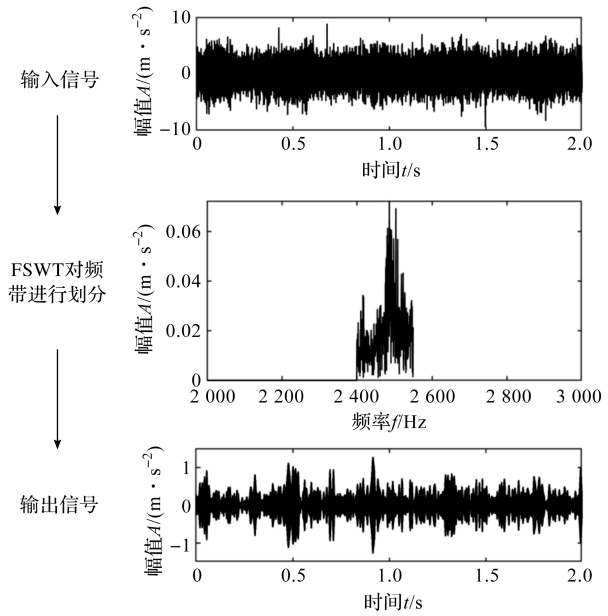

图 3 FSWT 对子频带信号的提取

图 3 为 FSWT 对第 17 组频带信号,即频率区间为 2 400 Hz ~ 2 550 Hz 信号的提取方法。

将 66 组子频带的时域信号作为样本,对其进行 RCMDE 方法分析。设定其参数:嵌入维数 $m=3$,类别 $c=3$,时延 $d=1$,最大尺度因子 $\tau_{max}=50$。

在 66 组样本中,笔者任意选择 3 组进行 RCMDE 计算分析,如图 4 所示(图中所示为第 9、18、27 组样本数据在不同尺度因子下值的分析)。

从图 4 可以看出:3 组数据熵值的整体变化趋势都大致相同;在低尺度因子范围内,其熵值较高,随着尺度因子的增加,熵值呈下降趋势,且逐渐趋于平稳。

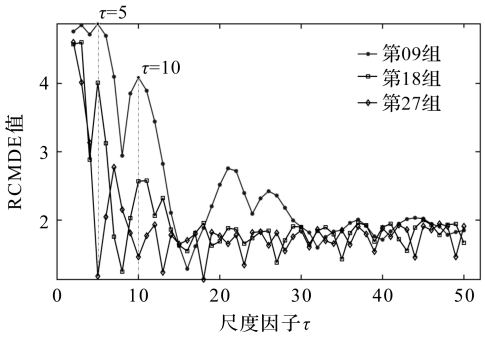

图 4 不同尺度因子下 RCMDE 值

对 3 组样本数据的 E_{RCMDE} 值进行对比可以看出:在低尺度因子($\tau<15$)的情况下,不同样本数据在同一尺度因子的情况下,有明显的熵值区别和划分,整体熵值情况可近似为 $E_{09}>E_{18}>E_{27}$;在高尺度因子的情况下,不同数据的熵值在同一尺度因子或不同尺度因子的情况下都无明显差别;不同样本数据中包含的故障信息不可能完全相同,所以不同样本数据的 E_{RCMDE} 值差异性越大,则对描述信号的故障程度更有效。

因此,该实例中笔者选取尺度因子 $\tau=5$、$\tau=10$ 为计算样本数据的 E_{RCMDE} 值的指标参数。

样本数据的 E_{RCMDE} 值越高,则表明样本数据的复杂程度和不规则度越高,能量越分散,故障信息越少;反之,则说明信号中包含的故障信息越多。

笔者将尺度因子 $\tau=5$、$\tau=10$ 对应的 E_{RCMDE} 值作为指标,来衡量 66 组样本数据中包含的故障信息,如图 5 所示。

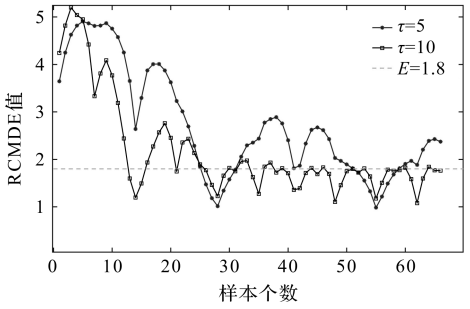

图 5 65 组样本数据的 RCMDE 值

笔者选取两种尺度因子下对应的 66 组样本数的 E_{RCMDE} 进行分析;若样本同时在两种情况下熵值最小,则可以确定该样本数据中的故障脉冲所占比重越大。

笔者将 $E_{RCMDE}=1.8$ 作为选取频带信号熵值的临界值,将 E_{RCMDE} 在两种尺度因子的情况下,同时小于 1.8 时的样本组进行提取,可以看出主要集中于样本组数为 26 ~ 31 区间和 52 ~ 58 区间,从中选取的频带数据如表 4 所示。

表 4　所选频带信号的 RCMDE 值

组数	$\tau=5$	$\tau=10$
第 26 组	1.473 3	1.771 3
第 27 组	1.180 7	1.461 4
第 28 组	1.014 1	1.224 3
第 29 组	1.339 2	1.656 8
第 31 组	1.781 1	1.747 4
第 52 组	1.722 9	1.722 6
第 54 组	1.327 5	1.641 8
第 55 组	0.981 8	1.174 8
第 56 组	1.214 0	1.506 5
第 57 组	1.489 0	1.781 5
第 58 组	1.681 0	1.770 3

将选取的 11 组频带信号进行叠加,可实现对信号的重构。由于行星齿轮箱的工况复杂,振动信号中存在多频率耦合情况;并且在 FSWT 信号分解过程中,原始信号中的某些谐波成分和噪声会分解为谐振频段。因此,对于重构信号中,仍然含有谐波分量和噪声成分,故障瞬态成分并不清晰。

笔者对重构信号进行包络解调,以将故障信息从复杂的信号调幅部分中分离出来,如图 6 所示。

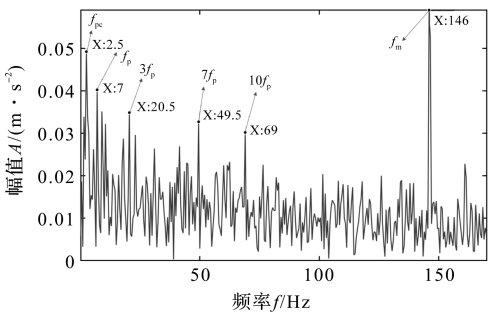

图 6　重构信号的包络谱

从图 6 中可以看出:最为明显的频率为行星轮齿轮箱的啮合频率 $f_m=147.06$ Hz;其次,较为突出的是行星架的转频 $f_{pc}=2.37$ Hz,行星轮故障特征频率 $f_p=7.03$ Hz 及其倍频($3f_p$,$7f_p$,$10f_p$)。由此可以证明,采用 RCMDE 方法对信号进行重构,可以实现对信号的降噪,并将故障特征很好地突显出来。

同时,也可以看出:信号中存在很多其他频率,行星轮故障特征频率 f_p 受到其他谐波和噪声的影响并不明显,故障瞬态成分和原始信号仍然没有很好地分离,需要进一步消除噪声,提取故障成分。

3.2　基于 MOMEDA 的故障特征提取

将重构信号进行 Hilbert 变换后,得到低频调制信号,再利用 MOMEDA 算法提取故障脉冲。

首先,结合理论故障周期选择合理的周期区间。在实验中采样频率 $f_s=20\,480$ Hz,行星轮故障特征频率 $f_p=7.03$ Hz,则故障脉冲周期 $T=\dfrac{f_s}{f_p}=2\,913.23$。行星齿轮箱中的其他频率,如啮合频率 f_m、行星架转频 f_{pc}、行星轮转频 $f_{pz}=4.65$ Hz 等,这些频率对应的脉冲周期与故障脉冲周期 T 差异明显,故周期区间可选择为[2 800,3 100]。

然后,笔者在多点峭度谱中选择在该区间峭度最大值处对应的周期,如图 7 所示。

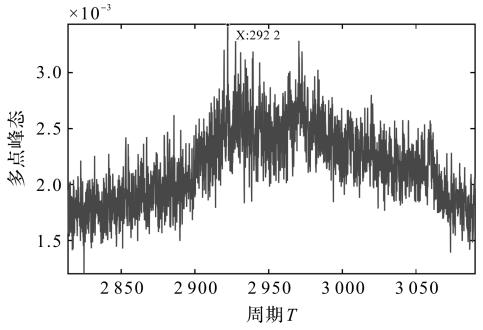

图 7　多点峭度谱区间图

由图 7 可知:在周期 $T=2\,922$ 处的峭度值最大,此时的故障脉冲周期和理论脉冲周期的误差率为0.3%,故笔者所选择的故障脉冲周期为准确的故障脉冲周期。

笔者利用 MOMDEA 提取周期 $T=2\,922$ 的故障脉冲后的故障信号,对故障信号进行平方包络谱,将聚集在低频段的故障特征频率进行有效提取,如图 8 所示。

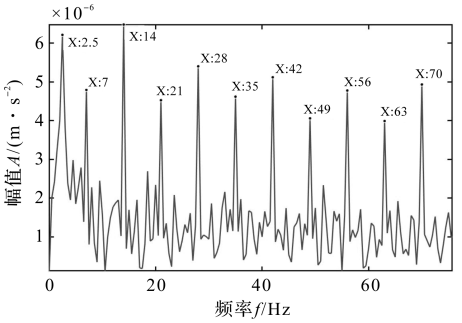

图 8　故障信号的平方包络谱

从图 8 中可以清晰地看到行星轮故障频率 f_p 及其倍频。由此可见,使用 MOMEDA 算法能够消除谐波分量和噪声等因素的干扰,准确提取故障信号中的周期性冲击成分;通过平方包络谱实现对行星轮故障特征的提取。

3.3　基于 HEI 量化的故障诊断

为了对故障信息进行精确计算,基于平方包络谱中得到故障特征频率 f_p 及其倍频,笔者采用 HEI 来量化信号中包含故障脉冲的信息。

故障特征频率 $f_p=7$ Hz,$nf_p=7n$ Hz(n—正整数),由于在实际分析中会存在微小误差,笔者在平方包络谱

的频率区间[nf_p-1,nf_p+1]中取最大值,将前 n 个所选频率幅值相乘,并进行次根运算,即可得到谐波有效指数(HEI),将其作为故障谐波乘积谱指标,如图 9 所示。

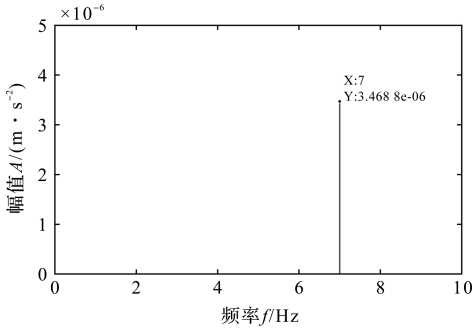

图 9 故障谐波乘积指标

由图 9 可以看出,选定 $n=50$ 后,所选数据中 f_p 的 HEI 值为 3.47×10^{-6}。

分析行星轮故障演化机理可以发现:随着故障程度的增加,行星轮的故障特征频率会越发突出,而故障谐波乘积可以反映出故障特征频率在信号中的强度。因此,本文提出把 HEI 作为衡量故障程度的有效指标,可以有效量化信号中包含故障信息的强度。

4 结束语

本研究通过对振动信号处理方法的研究和分析,对行星齿轮箱故障特征进行提取,提出用谐波有效指数(HEI)来量化包含在信号中的故障信息的方法,并通过行星齿轮箱齿面磨损故障的试验对该方法进行了验证。

研究结果表明:

(1)通过利用 RCMDE 在不同尺度因子下 E_{RCMDE} 值存在差异性的特点,对故障信号进行重构,不仅可以实现对信号的降噪,而且缩小了数据处理范围;

(2)使用 MOMDEA 和平方包络谱提取了行星齿轮箱的故障特征频率;基于 HEI 指标,将故障特征频率进行谐波乘积计算,有效量化了数据中包含的故障信息;

(3)解决了行星齿轮箱振动信号频率复杂、故障特征难以提取的问题,为衡量行星齿轮箱的故障程度提供了有效指标。

该研究方法涉及多种理论的应用,因此,今后的工作包括:

(1)对于 RCMDE 处理信号中的尺度因子和熵值的临界值 E_{RCMDE} 的选取没有实现自适应,需要改进 RCMDE 中的参数,以实现其自适应优化;

(2)行星齿轮箱全寿命周期的磨损故障信息不一定呈上升趋势,需要对如何运用 HEI 指标描述行星齿轮箱系统故障的演变过程做进一步研究。

参考文献(References):

[1] RIBRANT J, BERTLING L. Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005[J]. **IEEE Transations on Energy Conversion**, 2007,3(1):77-89.

[2] 秦嗣峰,冯志鹏,LIANG Ming. 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.

[3] 祝文颖,冯志鹏. 基于迭代 Hilbert 变换的行星齿轮箱振动信号分析[J]. 浙江大学学报:工学版,2017,51(8):1587-1595.

[4] 隆 勇,郭 瑜. 基于加窗振动分离和变分模态分解的行星轮故障特征提取[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(2):18-24.

[5] 刘一鸣. 基于信号共振稀疏分解的风电机组齿轮箱故障诊断[D]. 北京:华北电力大学(北京)电气与电子工程学院,2019.

[6] 李 肖,冯志鹏. 基于变分模式分解的行星齿轮箱齿轮组合故障频率解调分析[J]. 振动与冲击,2020,39(3):38-45,51.

[7] 马朝永,盛志鹏,胥永刚,等. 基于 FSWT 和 TT 变换的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计,2019,36(1):45-50.

[8] 乔新勇,顾 程,韩立军. 基于 VMD 多尺度散布熵的柴油机故障诊断方法[J]. 汽车工程,2020,42(8):1139-1144.

[9] 王秀芳,檀丽丽,姜春雷,等. 基于互信息的 CMD 算法在管道泄漏检测中的应力[J]. 压力容器,2017,34(8):75-80.

[10] 武 超,孙虎儿,梁晓华. 基于 MOMEDA 和包络谱的齿轮微弱故障特征提取[J]. 机械传动,2018,42(3):164-168.

[11] 杨仁树,付晓强,杨国梁,等. EMD 和 FSWT 组合方法在爆破振动信号分析中的应用研究[J]. 振动与冲击,2017,36(2):58-64.

[12] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis[J]. **IEEE Signal Processing Letters**,2016,23(5):610-614.

[13] AZAMIH, ROSTAGHI M, ABASOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals[J]. **IEEETransactionsonBio-medicalEngineering**,2017,64(12):2872-2879.

[14] 乔志城,刘永强,廖英英. 基于 Teager 能量算子的改进 MOMEDA 方法在铁路轮对轴承故障诊断中的应用[J]. 轴承,2020(4):43-50.

[15] 梅铁民,付天娇,朱向荣. 类谐波积谱基音周期检测算法[J]. 沈阳理工大学学报,2016,35(2):14-17,23.

[16] ZHAO Ming, LIN Jing, MIAO Yong-hao, et al. Detection and recovery of fault impulses via improved harmonic product spectrum and its application in defect size estimation of train bearings[J]. **Measurement**,2016(91):421-439.

[**编辑**:雷 敏]

本文引用格式:

李宇恒,蒋章雷,梁 好,等. 基于 HEI 量化故障信息的行星齿轮箱故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2021,38(7):836 - 842.

LI Yu-heng, JIANG Zhang-lei, LIANG Hao, et al. Planetary gearbox fault diagnosis method based on harmonic effective index quantitative fault information [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(7):836 - 842.