

DOI: 10.3901/JME.2016.15.044

# 基于自适应优化品质因子的共振稀疏分解方法及其在行星齿轮箱复合故障诊断中的应用\*

黄文涛 付 强 窦宏印

(哈尔滨工业大学机电工程学院 哈尔滨 150000)

**摘要:** 在共振稀疏分解方法中, 品质因子决定其共振属性, 其值的选择对共振稀疏分解结果有着很大的影响。现有的共振稀疏分解方法主要是依靠人为选择品质因子, 带有较大的主观随意性, 对最终诊断结果的提升非常有限。为此, 基于遗传算法的全局优化性能, 提出一种自适应优化品质因子的共振稀疏分解新方法。与已有方法相比, 该方法利用遗传算法优良的寻优性能, 优化共振稀疏分解中的品质因子, 自适应地得到与输入信号故障特征相匹配的高低共振分量的品质因子。将所提出的新方法应用于某行星增速齿轮箱中行星齿轮与行星架轴承的复合故障诊断中, 有效地提取出振动信号中相应的故障特征, 实现了早期复合故障的准确诊断, 表明了该方法的有效性和实用性。

**关键词:** 共振稀疏分解; 品质因子; 遗传优化; 故障信息提取; 行星齿轮箱

**中图分类号:** TH17

## Resonance-based Sparse Signal Decomposition Based on the Quality Factors Optimization and Its Application of Composite Fault Diagnosis to Planetary Gearbox

HUANG Wentao FU Qiang DOU Hongyin

(School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150000)

**Abstract:** The quality factors determine the resonance of resonance-based sparse signal decomposition (RSSD), and directly affect the performance of RSSD. In the existing RSSD, the selection of approximate values of the quality factors with large subjective randomness, reduces the advantages of this method in mechanical fault diagnosis. To solve this deficiency, a new method, the RSSD based on optimizing the quality factors, is proposed. Compared with the existing RSSD, the proposed method optimizes the values of the quality factors with the global optimization ability of genetic algorithm, and adaptively obtains the quality factors of the high- and low-resonance components to realize the optimal matching between RSSD and fault information according to the input signal. Finally, the proposed method is applied to diagnose the composite faults with the planetary gear and the bearing in a planetary gearbox, and effectively extracts the composite fault characteristics from the vibration signal. Accurate diagnosis validates the validity and practicability of the proposed method.

**Key words:** resonance-based sparse signal decomposition; quality factor; genetic optimization; fault information extraction; planetary gearbox

## 0 前言

对机械设备的传动部件进行故障诊断和监测, 对于确保机械系统的安全运行具有重要的意义。当某些部件出现局部故障, 特别是早期故障时, 故障

特征通常比较微弱。受信号传递路径、其他部件正常振动和噪声的影响, 故障信息在总体振动信号中很难被发现<sup>[1]</sup>。因此, 研究合适的信号处理方法以实现振动信号内故障成分的有效分离引起了众多学者的关注和探索。

以时频分析方法为基础的机械设备故障信息提取方法得到了广泛的发展, 例如小波变换<sup>[2-3]</sup>、经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)<sup>[4]</sup>以及局部均值分解(Local mean decomposition,

\* 国家自然科学基金 (51175102)和中央高校基本科研业务费专项资金 (HIT.NSRIF.201638)资助项目。20151005 收到初稿, 20160507 收到修改稿

LMD)<sup>[5-6]</sup>等。这些信号处理方法促进了机械设备故障诊断技术的应用与发展。然而，小波变换的基函数需要人为确定，准确构造小波的基函数无论在理论上还是在实践中都是该方法有效实现故障诊断的关键因素。EMD、LMD 等方法虽然克服了傅里叶变换的约束，但受噪声影响很大，其存在的边界效应和失真现象还有待解决<sup>[6]</sup>。

与上述时频分析方法不同，形态分量分析(Morphological component analysis, MCA)<sup>[7]</sup>方法利用与信号特征结构最佳匹配的参数化波形表示实际信号，直接从信号中提取特征信息。杨杰等<sup>[8]</sup>基于形态分量分析方法实现了轴承复合故障的分离。LI 等<sup>[9]</sup>提出一种改进的形态分量分析方法，成功提取出齿轮箱轴承的多故障信息。SELESNICK<sup>[10]</sup>于 2011 年提出了信号共振稀疏分解方法(Resonance-based sparse signal decomposition, RSSD)。该方法与形态分量分析类似，根据信号成分的共振属性(振荡次数)来区别不同的成分，对信号进行分解与重构，实现信号的稀疏分解，并在机械故障诊断领域中已有应用研究。HE 等<sup>[11]</sup>基于滚动轴承和齿轮故障信号的共振属性，利用 RSSD 的品质因子可调小波成功提取出相应的故障特征。LUO 等<sup>[12]</sup>在共振稀疏分解方法的基础上，引入了信号的峰度指标，将其成功应用于轴承的故障诊断。WANG 等<sup>[13]</sup>将共振稀疏分解与 EEMD 相结合，对诊断信号进行消噪处理，将其用于滚动轴承早期微弱故障的特征提取。CHEN 等<sup>[14]</sup>和莫代一等<sup>[15]</sup>成功应用共振稀疏分解方法实现了轴承、齿轮等传动部件的局部故障诊断，并提到了品质因子和权重系数等主要参数对诊断结果的影响。HUANG 等<sup>[16-17]</sup>利用该方法完成了滚动轴承早期故障信号的有效检测，结合实际诊断对象，提供了一些参考条件来选择主要参数。CAI 等<sup>[18]</sup>在应用共振稀疏分解方法时，提出一种权重系数的选择方法，成功应用于齿轮箱中齿轮的复合故障诊断。

共振稀疏分解方法基于振动信号的共振属性，利用分裂增广拉格朗日收缩算法(Split augmented Lagrangian shrinkage algorithm, SALSA)实现该信号的稀疏分解。在分解过程中，如何选择与共振属性直接相关的品质因子对最终的分解结果有很大的影响。目前，在该方法的应用中，品质因子的选择主要通过人为经验确定，这种参数的选择方式带有较大的主观随意性，导致共振稀疏分解的优势未能完全发挥。为解决上述问题，本文利用遗传算法良好的寻优特性，优化共振稀疏分解中的高、低品质因子，使得该方法与输入信号中的故障成分匹配效果

最佳。因此，相比于已有共振稀疏分解方法，该方法克服了现有方法品质因子人为主观选取的不足，根据输入信号确定最佳的品质因子，有效地减少信号分解过程中的信息损失，实现微弱复合故障的信息提取。通过某行星增速齿轮箱中行星架轴承和行星轮的复合故障诊断试验，验证了该方法的有效性和实用性。

## 1 信号共振稀疏分解的理论基础

共振稀疏分解法将共振作为信号的一种属性，把振荡次数多的信号定义为高共振信号，振荡次数少的信号定义为低共振信号，并将一个复杂信号稀疏分解成高共振分量和低共振分量。共振稀疏分解的基本思想是用两种品质因子不同(共振属性不同)的小波基函数来稀疏表示一个复杂的信号。所以共振稀疏分解的理论基础主要包括两个方面：品质因子可调小波和信号稀疏分解。

如何根据品质因子获得小波函数，是进行共振稀疏分解面临的首要问题。二进小波变换是常见的定  $Q$  因子小波变换，但它的品质因子太小，在频率分辨率要求高的场合不适用。文献[19]从频域的角度提出了过完备有理膨胀小波变换(Rational-dilation wavelet transform, RADWT)。在 RADWT 的基础上，SELESNICK<sup>[10]</sup>又提出了品质因子可调小波变换(Tunable-Q wavelet transform, TQWT)。TQWT 是直接指定  $Q$  值(任意正实数)和冗余因子  $r$  来设计小波，进一步增加了品质因子选取的灵活性，小波的获取也更加方便。根据式(1)，由  $Q$ ， $r$  可以得到低通尺度因子  $\alpha$  和高通尺度因子  $\beta$

$$\beta = \frac{2}{Q+1} \quad \alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \quad (1)$$

在 TQWT 中，由确定的  $Q$  和  $r$  生成的小波基函数库中的所有小波都拥有相同的品质因子  $Q$ 。在同一个小波基函数库中，不同分解级数  $j$  的小波的中心频率  $f_c$  和带宽  $B_w$  是不一样的。设输入信号(待分解信号)的采样频率为  $f_s$ ，则每级小波的中心频率和带宽由下面公式<sup>[10]</sup>计算

$$f_c \approx \alpha^j \frac{2-\beta}{4\alpha} f_s \quad (2)$$

$$B_w = \frac{1}{2} \beta \alpha^{j-1} \pi \quad (3)$$

这样，通过定义品质因子  $Q$ 、冗余度  $r$  以及分解级数  $j$  这三个参数来构建出具有相同信号特征结构的品质因子可调小波基函数库。每一级品质因子

可调小波都是该小波基函数库中的一级子带。

图1所示为不同品质因子时,小波基函数库的12级子带及其频率覆盖范围。从图1可知,共振稀疏分解用品质因子 $Q$ 来衡量共振程度: $Q$ 越大,共振程度越高,时域上表现为波形的振荡次数越多(图1a、1c所示);频域上表现为相邻两级的重叠度越小,频率分辨率越高,误差越小(图1c、1d),反之亦然,当 $Q$ 值仅为1时,每一级小波的频域范围都是从0开始,重叠度很高。

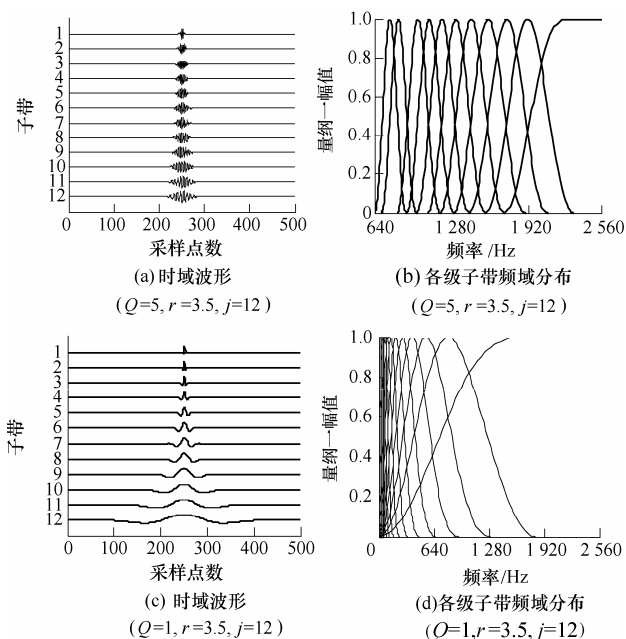


图1 品质因子可调小波基函数库

共振稀疏分解的目的就是将信号中共振属性不同的成分分离开来,并且分离开来的两部分的耦合程度越小越好。采用的目标函数为<sup>[20]</sup>

$$J(\mathbf{W}_H, \mathbf{W}_L) = \|\mathbf{x} - \mathbf{S}_H \mathbf{W}_H - \mathbf{S}_L \mathbf{W}_L\|_2^2 + \sum_{m=1}^{j_H+1} \lambda_{H,m} \|\mathbf{w}_{H,m}\|_1 + \sum_{n=1}^{j_L+1} \lambda_{L,n} \|\mathbf{w}_{L,n}\|_1 \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{S}_H = (s_{H,1}, s_{H,2}, \dots, s_{H,j_H+1})$ ,  $\mathbf{S}_L = (s_{L,1}, s_{L,2}, \dots, s_{L,j_L+1})$  分别为高、低共振分量的品质因子可调小波基函数库,其中每个元素都对应该库中的一级小波; $j_H$ ,  $j_L$  分别是  $\mathbf{S}_H$ ,  $\mathbf{S}_L$  的分解级数,  $\mathbf{W}_H = (w_{H,1}, w_{H,2}, \dots, w_{H,j_H+1})^T$ ,  $\mathbf{W}_L = (w_{L,1}, w_{L,2}, \dots, w_{L,j_L+1})^T$  分别为高、低共振分量的匹配系数矩阵,矩阵中各元素为  $\mathbf{S}_H$ ,  $\mathbf{S}_L$  中对应的每级小波的匹配系数;  $\lambda_H = (\lambda_{H,1}, \lambda_{H,2}, \dots, \lambda_{H,j_H+1})$ ,  $\lambda_L = (\lambda_{L,1}, \lambda_{L,2}, \dots, \lambda_{L,j_L+1})$  分别为高、低共振分量的权重系数矩阵,矩阵中元素  $\lambda_{H,m}$  和  $\lambda_{L,n}$  代表着分配给  $\|\mathbf{w}_{H,m}\|_1$  和  $\|\mathbf{w}_{L,n}\|_1$  的权重系数。

目标函数式(4)中用  $(\mathbf{x} - \mathbf{S}_H \mathbf{W}_H - \mathbf{S}_L \mathbf{W}_L)$  表示信

号分解后的残余分量,并以2范数量化的形式表达其能量大小;  $\sum_{m=1}^{j_H+1} \lambda_{H,m} \|\mathbf{w}_{H,m}\|_1$  和  $\sum_{n=1}^{j_L+1} \lambda_{L,n} \|\mathbf{w}_{L,n}\|_1$  则以1范数量化的形式表示高、低共振分量的稀疏程度,所以式(4)综合考虑了残余分量的大小和振动信号分解后的稀疏程度。利用SALSA进行迭代计算,当目标函数  $J(\mathbf{W}_H, \mathbf{W}_L)$  取极小值时,获得最优的匹配系数矩阵  $\mathbf{W}_H^*$ ,  $\mathbf{W}_L^*$ 。此时,信号中残余分量的大小和振动信号的稀疏程度达到了一个综合最佳的状态。应用共振稀疏分解方法对信号进行稀疏分解时,由品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  决定的  $\mathbf{S}_H$ ,  $\mathbf{S}_L$  作为与信号进行匹配基函数库,是该方法能否取得良好的分解效果的基础。所以,对不同的输入信号进行稀疏分解时,必然存在相应的品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  使得匹配效果最佳,故障信息更多地被分解到高、低共振分量中。

## 2 基于遗传算法的品质因子优化

在行星齿轮箱故障诊断中,故障冲击信号经过多个环节组成的弹簧-阻尼系统,传递到传感器时为一个振荡衰减信号,图2所示为行星齿轮的断齿故障产生冲击时,不同位置的传感器采集得到的信号时域图,由于传递路径的不同,采集到的故障冲击信号的振荡次数会有所不同,即共振属性会出现变化。同样地,不同故障源所产生的冲击,或者每一次所采集的振动信号,“共振属性”也都会有所不同。因此,需要根据不同的故障冲击信号合理选择品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  以实现最佳的匹配效果。

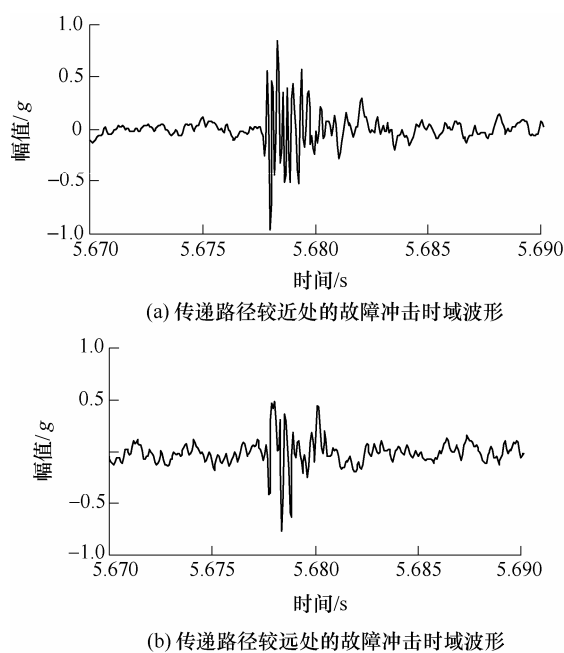


图2 不同传递路径的故障冲击时域波形

在考虑品质因子的取值时，两个品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  的取值越接近，则它们构建的小波形态结构越接近，相关性越大，需要提取的信息分解到两个分量中的可能性也越大，两个共振分量的耦合情况越严重。所以，高、低共振分量的品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  的相关度应尽量小，尽可能地减少高、低共振分量耦合情况的发生。虽然  $Q$  值越大，其相关性越小，并且根据上文分析可知，在频域上会体现更好的特性，但由式(2)、(3)可知，在相同的频率范围时，品质因子取值越大，所需分解级数也越大，计算量也越大。同时， $Q$  值的选择必须考虑实际的诊断情况，过大的  $Q$  值所产生的品质因子可调小波无法与故障冲击响应信号相匹配。有一点需要强调的是，品质因子的选择可以是非整数，目前，已有共振稀疏分解方法中的品质因子  $Q_H$ ,  $Q_L$  都是通过试验反复尝试人为选取且通常都为整数，高品质因子  $Q_H$  的选择范围主要集中在 3~8，而低品质因子  $Q_L$  通常确定为 1~2。

综合以上分析，为更好地与振动信号中的故障冲击成分相匹配，本文利用遗传算法对品质因子进行优化选择。设置品质因子的精度为 0.01。选择式(4)的第一部分  $\|x - S_H W_H - S_L W_L\|_2^2$  作为评价函数，它直观反映了共振稀疏分解与目标成分的匹配效果。 $Q_H$ ,  $Q_L$  采取遗传算法中常用的二进制编码方式，根据取值精度， $Q_H$ ,  $Q_L$  的初始种群个体编码分别在 000000000~111111111 和 00000000~11111111 之间。如果  $Q_H$  与  $Q_L$  对应的编码为  $Q'_H$  与  $Q'_L$ ，则它们的对应关系如下

$$Q_H = 3 + Q'_H \cdot \frac{(8-3)}{2^9 - 1} \quad (5)$$

$$Q_L = 1 + Q'_L \cdot \frac{(2-1)}{2^7 - 1} \quad (6)$$

确定编码方式之后，在 SALSA 的基础上采用遗传算法自适应地优化  $Q_H$  与  $Q_L$ 。具体步骤如下。

(1)确定冗余度  $r_H$  和  $r_L$  以及权重系数  $\lambda_H$  和  $\lambda_L$ 。设置遗传算法的基本参数：初始种群规模、遗传代数、遗传概率、交叉概率和变异概率等。

(2)确定基于遗传算法的共振稀疏分解评价函数  $\|x - S_H W_H - S_L W_L\|_2^2$ 。

(3)产生初始种群，使种群中个体都满足高、低共振分量的品质因子取值要求。

(4)根据振动信号的频谱确定小波基函数库需要覆盖的频率范围，从而确定每一个品质因子所构建的小波基函数库的分解级数。

(5)根据评价函数  $\|x - S_H W_H - S_L W_L\|_2^2$  和分裂增广拉格朗日搜索算法计算初始种群中每一个个体的适应度。

(6)根据遗传概率保留适应度良好的个体，进行选择、交叉、变异计算，获得下一代种群。利用步骤(4)的方式计算新一代种群中个体的适应度。

(7)判断是否达到最大遗传代数或者种群中个体编码的差异度达到设定的阈值，如果达到最大遗传代数或者个体的差异度满足阈值，则获得最优的品质因子  $Q_H^*$  和  $Q_L^*$ ，否则，转到步骤(5)。

(8)将最优的品质因子  $Q_H^*$  和  $Q_L^*$  代入共振稀疏分解方法中，得到相应的高、低共振分量。

算法的整体流程图如图 3 所示。

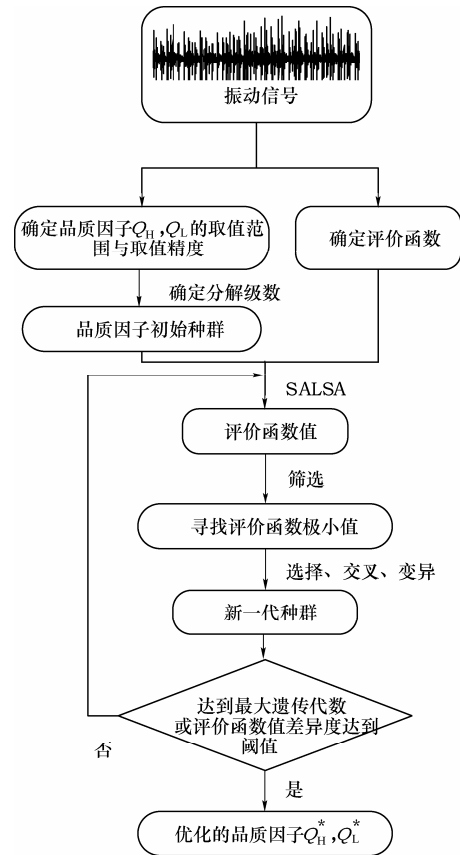


图 3 算法流程

在上述优化过程中，首先选择一组  $Q_H$ ,  $Q_L$  值，得到使目标函数式(4)达到极小值的  $W_H$ ,  $W_L$ ，在此基础上，通过遗传算法获得使评价函数  $\|x - S_H W_H - S_L W_L\|_2^2$  取值最小的  $Q_H$ ,  $Q_L$ ，从而获得了优化的品质因子。

### 3 试验研究

本试验在清华大学所研发的风电增速齿轮箱

试验台上进行,该试验台是为满足风电齿轮箱故障诊断技术研究工作而设计研发的,齿轮箱与实际风电齿轮箱结构以及传动比相同,该试验台能够较好地反映实际风电齿轮箱的运行状况,如图 4 所示。本试验以该试验台行星轮和 6216 型号行星架轴承为研究对象,试验台采用两台相同的风电增速齿轮箱“背靠背”串联方式与电动机和加载器联接,每台齿轮箱总传动比为 56.3,电动机通过反装齿轮箱和联轴器驱动试验用齿轮箱,故障零件安装于试验用齿轮箱内,行星齿轮和行星架轴承最常见的复合故障是轴承外圈损伤故障和行星轮的局部剥落故障,如图 5 所示。振动信号的采样频率为 24 kHz,采样长度 524 288 点,实测电动机转速  $f_m=25.2$  Hz,则试验用齿轮箱输入端转速  $f=0.447\ 6$  Hz。表 1 给出了行星齿轮传动部分的齿数。表 2 根据查得的轴承参数和工作条件列出轴承外圈与行星轮的故障特征频率与电动机转速的关系。

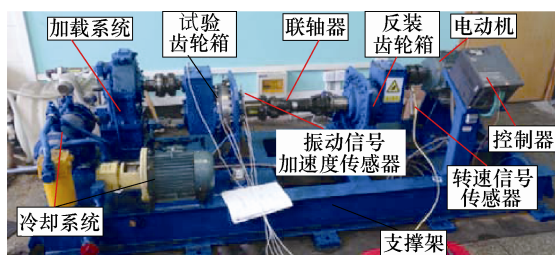


图 4 风电齿轮箱故障诊断试验台

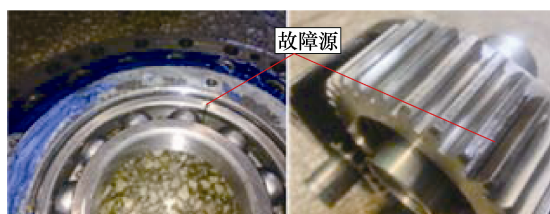


图 5 行星架轴承外圈故障与行星齿轮剥落故障

表 1 行星齿轮传动参数

齿轮	太阳轮	行星轮	内齿圈
齿数	17	31(3)	79

表 2 行星架轴承(型号 6216)与行星轮的故障特征频率

故障零件	故障特征频率计算值/Hz
行星架轴承 $f_b$	$0.045\ 24f_m$
行星齿轮 $f_p$	$0.081\ 47f_m$

图 6 依次为原始振动信号的波形、频谱及其包络谱,从其包络谱图可知,根据在轴承外圈和行星轮的故障特征频率处的峰值无法直观地判断轴承和行星轮的故障情况。

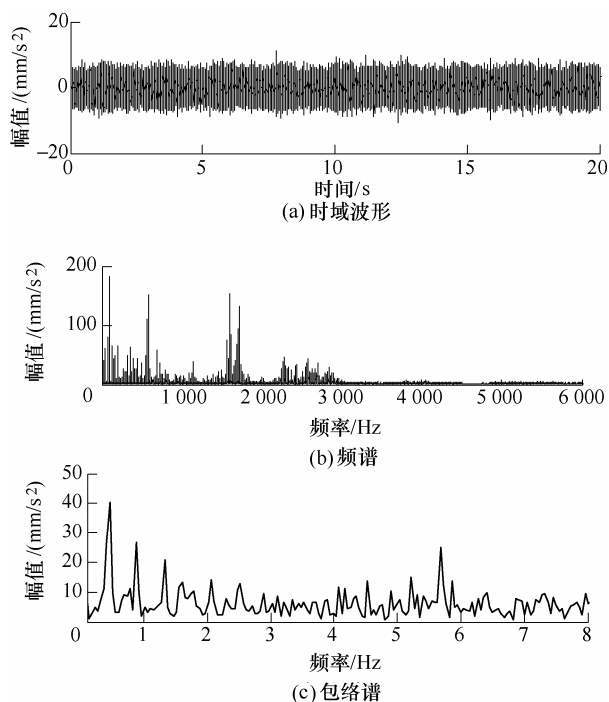
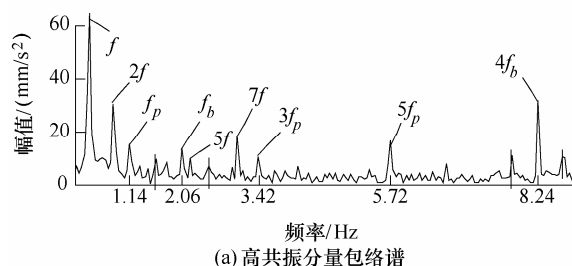


图 6 齿轮箱振动信号时域波形、频谱以及包络谱

下面采用本文提出的新方法进行复合故障的信息提取。在 RSSD 中,为了突出故障源的冲击响应,需要分析轴承和行星齿轮等环节的固有频率附近的子带。将中心频率在这些固有频率附近的子带之和定义为主子带,即主子带为最终的共振分量。根据图 6 中的频谱可大致确定在 2 200~2 850 Hz、1 450~1 650 Hz 以及 550~600 Hz 处频段附近存在固有频率的共振带,设定冗余度  $r_H = r_L = 3.5$ ,权重系数  $\lambda_H, \lambda_L$  为对应小波基函数 2 范数的 0.2 倍。在确定了上述基本参数的基础上,应用本文所提出的自适应优化品质因子方法对图 7 中的振动信号进行分析,获得最优品质因子为  $Q_H = 6.86, Q_L = 1.28$ 。将上述优化结果代入 RSSD 中,得到高、低共振分量的包络谱如图 7 所示。由表 2 可知,试验所用行星齿轮的故障特征频率  $f_p$  为 1.14 Hz,轴承的故障特征频率  $f_b$  为 2.06 Hz。从图 7 a 中可知,  $f_p$ 、 $f_b$  两处故障特征频率处的幅值均占优,分别为 16.14 和 14.43;此外,  $3f_p$  及  $5f_p$  处幅值也出现占优情况;  $4f_b$  处幅值明显占优。上述分析表明,该试验用齿轮箱的行星轮和行星架轴承外圈出现了早期局部复合故障。



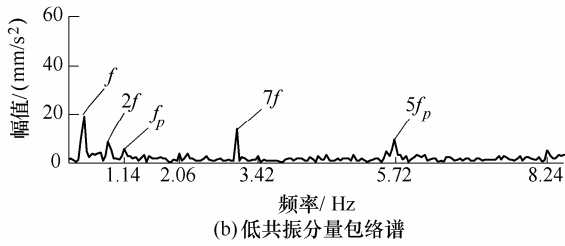


图 7 应用优化品质因子的 RSSD 分析结果

图 7a 中除各故障特征频率及其倍频处幅值最占优外，还有轴转频  $f$  及其  $2f$ 、 $5f$ 、 $7f$  倍频处出现幅值占优的情况，这是由于试验台采用两台齿轮箱背靠背串联的方式，使得两者在对中性上出现误差；此外，两齿轮箱间的刚性联轴器和轴套也会加剧对中性的误差，这在图 7a 中的直接表现为：① 行星架转频及其倍频处出现幅值占优情况；② 行星架轴承外圈故障出现以行星架转频为间距的边频谱(图 7a 中虚线)。此外，并没有其他频率成分出现幅值占优情况。

采用传统 RSSD 方法进行对比分析，其他参数设置不变，高、低共振分量的品质因子选择方案分别参考文献[12,18-19]诊断轴承和文献[21]诊断齿轮箱的方法。

(1) 取  $Q_H = 4, Q_L = 1$ ，获得高、低共振分量的包络谱如图 8 所示；在图 8 a 中可以检测出行星齿轮与行星架轴承的故障特征频率及其倍频处相对占优的幅值，故障特征频率处幅值分别为 14.12 和 12.88，对比图 7 a 与图 8 a，本文提出的新方法在行星轮和行星架轴承故障特征频率处具有更高的幅值，幅值分别增加了 14.3%和 12.0%。原因在于应用本文提出的新方法优化得到的品质因子可调小波与故障冲击成分在共振属性这一形态特征上更为接近，能更为准确地拟合故障冲击成分的振荡信号，达到最佳的匹配效果，比图 8 中的包络谱可以保留更多的故障信息。

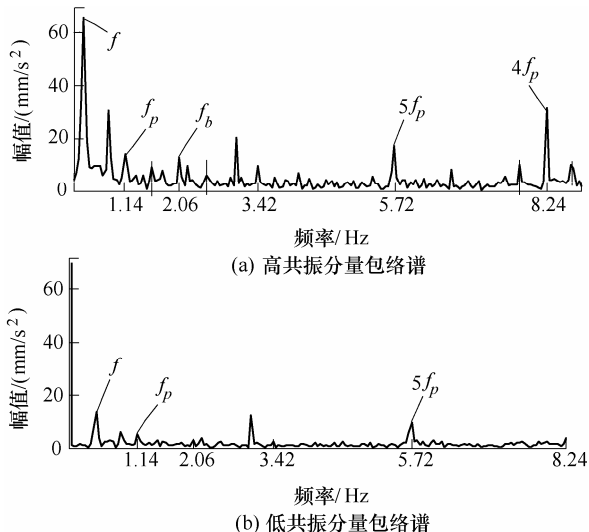


图 8  $Q_H = 4, Q_L = 1$  时 RSSD 分析结果

(2) 取  $Q_H = 8, Q_L = 2$ ，得到的高、低共振分量的包络谱如图 9 所示。从图 9 的包络谱中虽然可以检测到行星轮故障信息，但是行星架轴承外圈故障特征频率处却没有发现明显的幅值，原因在于过大的品质因子已不能很好地与行星架轴承的故障冲击信号拟合，即在这种情况下，传统 RSSD 无法有效地检测出复合故障信息。因此，依靠人为选取品质因子的方法在检测行星齿轮箱中行星架轴承和行星齿轮早期复合故障时存在漏诊的可能。

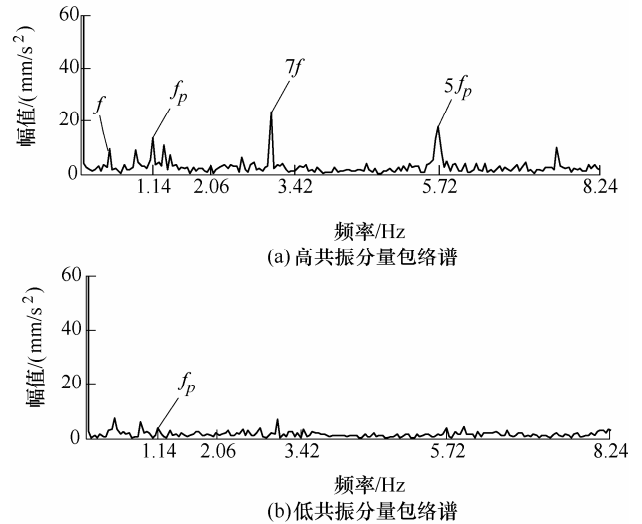


图 9  $Q_H = 8, Q_L = 2$  时 RSSD 分析结果

以上对比分析表明：从行星齿轮箱振动信号中提取故障信息，传统 RSSD 的处理结果较原始的振动信号包络谱虽有一定改善，但不够准确，无法诊断出复合故障，原因在于人为选取的高、低品质因子所构成的品质因子可调小波，与振动信号中故障冲击响应成分的匹配效果并不是最佳的，特别是涉及复合故障时，更无法实现两种品质因子与振动信号冲击响应成分的有效匹配。本文所提出的基于自适应选择品质因子的共振稀疏分解方法利用遗传算法良好的搜索寻优特性，充分考虑到故障冲击响应的共振属性，选择优化的品质因子，实现与故障冲击响应成分最佳的匹配效果。

## 4 结论

(1) 行星齿轮箱等结构复杂的机械设备的故障信息提取是故障诊断的关键环节，采用传统的包络分析等手段并不能完全提取早期的故障信息；共振稀疏分解方法利用故障冲击响应信号的共振属性从而实现早期复合故障信息的有效提取。

(2) 品质因子是与共振稀疏分解共振属性直接

相关的参数, 它的选择对故障信息的匹配效果起着决定性的作用。利用遗传算法良好的搜索寻优特性, 根据输入信号在可取范围内自适应选择最优品质因子是行之有效的办法。

(3) 试验表明, 在早期复合故障的信息提取方面, 该方法较已有的共振稀疏分解方法取得了更好的结果, 实现了行星架轴承与行星齿轮早期复合故障的准确诊断。

### 参 考 文 献

- [1] DUAN Chendong, HE Zhengjia, JIANG Hongkai. New method for weak fault feature extraction based on second generation wavelet transform and its application[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 17(4): 543-547.
- [2] 袁静, 何正嘉, 瞿艳阳. 基于提升多小波的机电设备复合故障分离和提取[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1): 79-85.  
YUAN Jing, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Separation and extraction of electromechanical equipment compound faults using lifting multiwavelets[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(1): 79-85.
- [3] 明安波, 褚福磊, 张炜. 滚动轴承复合故障特征分离的小波-频谱自相关方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(3): 80-87.  
MING Anbo, CHU Fulei, ZHANG Wei. Compound fault features separation of rolling element bearing based on the wavelet decomposition and spectrum auto-correlation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(3): 80-87.
- [4] 雷亚国. 基于改进 Hilbert-Huang 变换的机械故障诊断[J]. 机械工程学报, 2011, 47(5): 71-77.  
LEI Yaguo. Machinery fault diagnosis based on improved Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(5): 71-77.
- [5] 陈保家, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机车故障诊断的局域均值分解解调方法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(5): 40-44.  
CHEN Baojia, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Locomotive fault diagnosis based on local mean decomposition demodulating approach [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(5): 40-44.
- [6] YANG Yu, CHENG Junsheng, ZHANG Kang. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems[J]. Measurement, 2012, 45(3): 561-570.
- [7] STARCK J L, MOUDDEN Y, ROBIN J. Morphological component analysis[J]. Processing of PPIE, 2005, 59(14): 1-15.
- [8] 杨杰, 郑海起, 关贞珍, 等. 基于形态成分分析的轴承复合故障诊断[J]. 轴承, 2011 (8): 38-42.  
YANG Jie, ZHENG Haiqi, GUAN Zhenzhen, et al. Compound fault diagnosis for bearings based on morphological component analysis[J]. Bearing, 2011(8): 38-42.
- [9] LI Hui, ZHENG Haiqi, TANG Liwei. Bearing multi-fault diagnosis based on improved morphological component analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(12): 135-140.
- [10] SELESNICK I W. Resonance-based signal decomposition: A new sparsity-enabled signal analysis method[J]. Signal Processing, 2011, 91(12): 2793-2809.
- [11] HE Wangpeng, ZI Yanyang, CHEN Binqiang, et al. Tunable Q-factor wavelet transform denoising with neighboring coefficients and its application to rotating machinery fault diagnosis[J]. Science China Technological Sciences, 2013, 56(8): 1956-1965.
- [12] LUO Jiesi, YU Dejie, LIANG Ming. A kurtosis-guided adaptive demodulation technique for bearing fault detection based on tunable-Q wavelet transform[J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(5): 1-11.
- [13] WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on EEMD and tunable Q-factor wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 48(1): 103-119.
- [14] CHEN Xiangmin, YU Dejie, LUO Jiesi. Envelope demodulation method based on resonance-based sparse signal decomposition and its application in roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(6): 628-636.
- [15] 莫代一, 崔玲丽, 王婧. 基于双重 Q 因子的稀疏分解法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 37-41.  
MO Daiyi, CUI Lingli, WANG Jing. Sparse signal decomposition method based on the dual Q-factor and its application to rolling bearing early fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 37-41.
- [16] HUANG Wentao, LIU Yinfeng, LI Xiaocheng. Resonance-based sparse decomposition application in



- extraction of rolling bearing weak fault Information[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2014.
- [17] HUANG Wentao, LIU Yinfeng, NIU Peilu, et al. High resonance component of resonance-based sparse decomposition application in extraction of rolling bearing fault information[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Engineering Materials and Technology. Switzerland: Trans. Tech. Publications Ltd. 2013: 2290-2296.
- [18] CAI Gaigai, CHEN Xuefeng, HE Zhengjia. Sparsity-enabled signal decomposition using tunable Q-factor wavelet transform for fault feature extraction of gearbox[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1): 34-53.
- [19] BAYRAM I, SELESNICK I W. Frequency-domain design of overcomplete rational-dilation wavelet transforms[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2009, 57(8): 2957-2972.
- [20] SELESNICK I W, BAYRAM I. Oscillatory+ transient signal decomposition using overcomplete rational-dilation wavelet transforms[C]//Proceedings of SPIE. San Diego, CA, United States: The International Society for Optical Engineering, 2009: 74460v1-74460v14.
- 
- 作者简介:** 黄文涛(通信作者), 男, 1974 年出生, 副教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机械设备智能故障诊断理论与方法、不确定性信息处理技术。
- E-mail: hwt@hit.edu.cn
- 付强, 男, 1991 年出生。主要研究方向为共振稀疏分解方法在故障诊断中的应用。
- E-mail: fuqiang201099@163.com
- 窦宏印, 男, 1982 年出生。主要研究方向为机械设备故障诊断方法。
- E-mail: hellava@163.com