

# 基于 MUDW 的多测点齿轮故障信号融合处理

全蕊<sup>1,2</sup>, 康建设<sup>2</sup>, 李宝晨<sup>2</sup>, 陈疆萍<sup>3</sup>

(1. 93507 部队, 石家庄, 050027; 2. 陆军工程大学石家庄校区, 石家庄, 050003; 3. 93601 部队, 山西大同, 037006)

**摘要** 针对传统齿轮故障信号处理中,对单一信号进行处理造成的敏感特征信息遗失问题,提出形态非抽样小波(MUDW)的多测点齿轮故障振动信号融合预处理方法,以充分利用各信号所蕴含的特征信息,减少噪声及干扰成分的影响。该方法首先应用时域同步平均(TSA)对各通道信号进行预处理;然后,根据形态非抽样小波的基础框架将信号分解,并采用相关峭度(CK)和加权运算的方式,表征各分解层近似信号对故障特征的贡献量,提高有用近似信号的比重;在此基础上,建立融合准则将各分解层信号进行融合,改善重构信号的特征信息;最后,齿轮裂纹故障实验证明:该方法能够较好地抑制噪声,明显突出故障齿轮啮合频率及其倍频,融合效果理想。

**关键词** 信号预处理;多测点信息融合;形态非抽样小波分解;相关峭度;加权融合

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.04.002

**中图分类号** TH212;TH213.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2020)04-0007-08

## Fusion of Gear Fault Signal Processing Based on MUDW Multi-Points Information

TONG Rui<sup>1,2</sup>, KANG Jianshe<sup>2</sup>, LI Baochen<sup>2</sup>, CHEN Jiangping<sup>3</sup>

(1. Unit 93507, Shijiazhuang 050027, China; 2. Shijiazhuang Campus of PLA Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China; 3. Unit 93601, Datong 037006, Shanxi, China)

**Abstract** Aimed at the problems that in the traditional gear fault signal processing, the sensitive characteristic information is easily lost in the process of the single signal processing, a formal sampling wavelet (MUDW) fusion pretreatment method of multipoint gear fault vibration signal is proposed to make full use of the characteristic information of each signal contained to reduce the influence of noise and interference elements. First of all, each channel signal is preprocessed by using the time synchronous average (TSA), and then the morphological un-decimated wavelet framework signals are decomposed, and each decomposition level approximate signal's contribution to the fault is characterized to raise the proportion of useful approximation signals by adopting the correlated kurtosis (CK) and the weighted operation form. On the basis of this, each decomposition level signal is fused by the established fusion rule, improving the reconstructed signal characteristic information. Finally, the experiment of gear crack fault shows that the method can restrain noise well, and the meshing frequency and its double frequency are prominent. The fusion effect is ideal.

**Key words** signal preprocessing; muliti-point information fusion; morphological un-decimated wavelet decomposition; correlated kurtosis; weighted fusion

**收稿日期:** 2018-12-17

**作者简介:** 全蕊(1985—),女,河北行唐人,工程师,博士,主要从事装备故障诊断与预测研究。E-mail:trtcq@163.com

**通信作者:** 康建设(1964—),男,河北正定人,教授,博士生导师,主要从事可靠性分析、装备维修保障研究。E-mail:jskang201206@126.com

**引用格式:** 全蕊, 康建设, 李宝晨, 等. 基于 MUDW 的多测点齿轮故障信号融合处理[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(4): 7-14. TONG Rui, KANG Jianshe, LI Baochen, et al. Fusion of Gear Fault Signal Processing Based on MUDW Multi-Points Information[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(4): 7-14.

直升机、装甲车辆、舰船等装备的机械传动系统主要依靠各种齿轮来传递动力。作为减速器核心部件,齿轮发生故障时的振动信号呈现非平稳、非线性特征,有效的信号处理方法对于提高机械装备故障诊断准确程度具有重要意义<sup>[1]</sup>。由于齿轮故障时振动冲击从多个方向传递到齿轮箱体,不同位置的传感器所采集的信号中包含的特征信息存在着一定差异,所以对单一通道的信号进行处理有可能造成敏感特征信息遗失。因此利用多个传感器获得振动信息数据,并通过选取科学有效的信号融合处理方法比单传感器系统更精确更全面<sup>[2]</sup>。如何实现多测点传感器信号的融合,依据什么样的融合法则将观测采集的信息优化组织起来,是目前亟待解决的问题。

机械系统的信息融合处理技术一直是机械故障诊断领域的研究热点。目前,常用的非线性信号融合处理方法有:加权融合法<sup>[3]</sup>、卡尔曼滤波法<sup>[4]</sup>、经验模态分解法<sup>[5]</sup>以及小波分析法<sup>[6]</sup>。但经验模态分解仍不可避免其模态混叠的缺陷;加权融合法在设置权值系数时存在较大的主观性;卡尔曼滤波法针对非线性系统的滤波公式不够精确;小波分析法在重构时由于信息的逐层递减会造成一定程度的信息遗漏<sup>[7]</sup>。为了避免模态混叠、信息遗漏、线性滤波器抗噪性差等缺陷,有学者提出了形态非抽样小波(Morphological Un-Decimated Wavelet, MUDW)的信号分解理论<sup>[8-9]</sup>。MUDW分解结合了形态学算子取代线性滤波器,可以很好地避免传统小波逐层信息减半以及信息失真的问题。以往MUDW算法多用于分析单个信号,如果引入融合思想改进MUDW方法,建立一种合适的多传感器信号融合算法,则可以强化齿轮信号振动特征,避免信息遗漏。

本文以形态非抽样小波分解理论为基础,引入信息融合思想,提出一种形态非抽样小波分解和相关峭度<sup>[10]</sup>(Correlated Kurtosis, CK)融合算法,以提高重构信号的特征信息比重。

## 1 MUDW的基本原理及运算

形态非抽样小波是基于数学形态学中的信号多分辨率分解方法,将形态学和非抽样小波相结合,克服传统形态小波因抽样造成的移变问题。数学形态分析是构建MUDW的基础,根据待处理信息特征,使用特定的结构元素进行形态变换实现信号处理。具体定义为<sup>[9]</sup>:设 $f(n)$ 和 $g(m)$ 分别是集合 $F=\{0, 1, \dots, N-1\}$ 和 $G=\{0, 1, \dots, M-1\}$ 的离散函数,其中 $N \geq M$ ,  $f(n)$ 为原始信号,  $g(m)$ 为结构元素。

$f(n)$ 关于 $g(m)$ 的形态运算为:

$$(f \ominus g)(n) = \min_{m \in G} \{f(n+m) - g(m)\} \quad (1)$$

$$(f \oplus g)(n) = \min_{m \in G} \{f(n-m) + g(m)\} \quad (2)$$

$$(f \circ g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (3)$$

$$(f \bullet g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (4)$$

式中: $\ominus$ 为腐蚀运算; $\oplus$ 为膨胀运算; $\circ$ 为形态开运算; $\bullet$ 为形态闭运算。

形态小波是一种非线性小波的框架。根据信号分解理论,设集合 $V$ 和 $W$ 分别为第 $i$ 个分解层的信号空间和细节空间,小波分解条件可表示为:

$$\varphi_i^\uparrow(\psi_i^\downarrow(x, y)) = x, \quad x \in V_{i+1}, y \in W_{j+1} \quad (5)$$

$$\omega_i^\uparrow(\psi_i^\downarrow(x, y)) = y, \quad x \in V_{i+1}, y \in W_{j+1} \quad (6)$$

$$\varphi_i^\uparrow \psi_i^\downarrow = i_d \quad (7)$$

式中: $\varphi_i^\uparrow$ 为信号分析算子; $\omega_i^\uparrow$ 为细节分析算子, $\psi_i^\downarrow$ 为信号合成算子; $i_d$ 为等同算子。若所构建的MUDW框架符合能够同时符合上述3个公式,则以此为基础得到小波完全重构条件:

$$\psi_i^\downarrow(\varphi_i^\uparrow(x), \omega_i^\uparrow(x)) = x, \quad x \in V_i \quad (8)$$

因此,传统形态非抽样小波分解方法的一般框架为<sup>[11]</sup>:

$$x_{i+1} = \varphi_i^\uparrow(x_i) = T(x_i) \quad (9)$$

$$y_{i+1} = \omega_i^\uparrow(x_i) = (i_d - T)(x_i) \quad (10)$$

$$\psi_i^\downarrow[\varphi_i^\uparrow(x_i), \omega_i^\uparrow(x_i)] = \varphi_i^\uparrow(x_i) + \omega_i^\uparrow(x_i) = i_d(x_i) \quad (11)$$

式中: $T()$ 为形态算子; $i_d$ 为等同算子,则 $i_d(x_i) = x_i$ 。式(9)、式(10)表示信号分析:信号分析算子 $\varphi_i^\uparrow$ 和细节分析算子 $\omega_i^\uparrow$ 分别沿 $V_i \rightarrow V_{i+1}$ 和 $V_i \rightarrow W_{i+1}$ ,沿 $i$ 增加方向对信号进行分解;反之是利用信号合成算子 $\psi_i^\downarrow$ 进行合成: $V_{i+1} \times W_{i+1} \rightarrow V_i$ 沿 $i$ 减少方向重构。式(11)表示信号合成算子 $\psi_i^\downarrow$ 和信号分析算子 $\varphi_i^\uparrow$ 满足小波重构和金字塔条件<sup>[12]</sup>。

形态非抽样小波是形态滤波算子结合非抽样算法来构建的,核心运算是对于形态算子 $T()$ 的选择。由于齿轮振动信号具有多尺度形态特征信息,如果选用单尺度结构元素进行分解并不合适。所以本文选择形态差值滤波算子进行变换,运算过程为<sup>[11,13]</sup>:

$$x_{i+1} = \varphi_i^\uparrow(x_i) = f(x_i)(i+1)g - f(x_i) \circ (i+1)g \quad (12)$$

$$y_{i+1} = \omega_i^\uparrow(x_i) = i_d(x_i) - [f(x_i)(i+1)g - f(x_i) \circ (i+1)g] \quad (13)$$

$$\psi_i^\downarrow(\varphi_i^\uparrow(x_i), \omega_i^\uparrow(x_i)) = \varphi_i^\uparrow(x_i) + \omega_i^\uparrow(x_i) = i_d(x_i) \quad (14)$$

式中: $f(x)$ 为原始信号; $g$ 为结构元素, $(i+1)g$ 表示对结构元素进行 $i$ 次膨胀操作<sup>[14]</sup>。在对原始信号的逐层分解中,通过形态差值运算,可从上一层近似信号中提取故障信息并保留在本层的近似信号中,由此不断改善特征信息在信号中的比重。

## 2 基于 MUDW 的多测点信息融合方法

### 2.1 信息融合层次结构

信息融合技术<sup>[15]</sup>是充分利用多源传感器信息,在空间和时间上将其冗余或互补信息按照某种准则进行组合,最大限度发挥系统整体优势,以提高利用率并合理配置资源。由于单传感器信息源不能提供所需的完整信息,并且存在无法消除冗余和增加互补信息的缺点,因此将多传感器的信息融合技术应用用于故障诊断系统<sup>[16]</sup>,可极大提高故障诊断的精度。

根据故障诊断技术流程,可将信息融合故障诊断过程分为:基于多传感器信息的数据融合、特征融合和决策融合,在功能上分别满足了监测、诊断和对策等不同层次的要求。其框架见图 1。

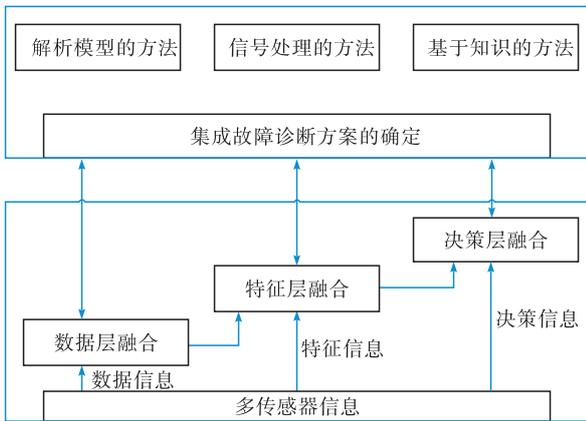


图 1 多传感器信息融合故障诊断框架

本文研究主要针对故障监测中振动数据预处理环节,作为故障诊断的基础,这一层次的融合主要包括了对多通道传感器信息的处理及分析过程,具体准则的构建则是根据研究对象的特点,选择合适的技术实现信息互补性融合。

### 2.2 基于相关峭度的齿轮故障信号融合准则构建

多测点振动信号的分解融合重构是研究工作的重点。融合标准需要根据研究对象的特点来设计和制定。由于齿轮裂纹故障的振动信号具有非线性、周期性强、噪声干扰多等特征,信号 MUDW 分解后,各层近似信号分别包含着具有不同冲击程度的特征信息,为了在融合过程中提高特征信息比重,剔除干扰信息,需要选择能敏感反映具有周期性冲击信息的融合指标。因此,本文选择相关峭度<sup>[10]</sup>作为融合指标。相较选择传统峭度作为评价指标<sup>[11]</sup>而言,相关峭度在消除齿轮等轴系设备所产生具有周期特性的振动噪声明显更具优势。它既能敏感反映

冲击信息,同时具备检测信号中存在的周期性冲击成分的特点,是更适合于齿轮故障信号融合标准的指标。

假设  $x_1 \sim x_4$  分别表示振动传感器 1~4 所采集的 4 个通道信号,分解层数为  $N$ 。各通道的振动信号由式(12)~(14)进行  $N$  层分解。对于信号  $x_1, x_2, x_3, x_4$ ,可以得到各分解层的近似信号,分别用集合  $x_1 = \{x_1^j | j=1, 2, \dots, N\}, x_2 = \{x_2^j | j=1, 2, \dots, N\}, x_3 = \{x_3^j | j=1, 2, \dots, N\}, x_4 = \{x_4^j | j=1, 2, \dots, N\}$  表示。计算各通道所有频带包络信号的相关峭度值作为评价指标,将相关峭度值表示为  $C_k$ 。 $C_k$  越大则其对应的频带所包含冲击信号强度最大。由此筛选出  $x_1^j, x_2^j, x_3^j, x_4^j$  中对特征信息的贡献程度大的信号频段。

$C_k$  作为反映振动信号中周期脉冲信号强度的参数,其计算公式为<sup>[10]</sup>:

$$C_{k1}(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^N (y(t)y(t-\tau))^2}{(\sum_{t=1}^N y(t)^2)^2} \quad (15)$$

$$C_{kM}(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^{N'} (\prod_{m=0}^M y(t-m\tau))^2}{(\sum_{t=1}^{N'} y(t)^2)^{M+1}} \quad (16)$$

式中: $y(t)$ 为周期信号; $N'$ 为信号  $y(t)$ 的周期; $M$ 为移位数。参数  $\tau$  代表与所要探测的故障频率相应的采样点长度。式(15)是一阶  $C_k$ ,式(16)是  $M$  阶  $C_k$ 。早期故障  $M$  适宜选取较小的值,对严重的故障  $M$  可以选取较大的值,有利于探测到测试信号中是否存在持续时间较长的周期性冲击信号。 $M$  一般取 1 到 7,当大于 7 时会因超出指数范围而降低计算精度,当  $\tau=0$  和  $M=1$  时,实际上就是传统的峭度。

对四通道振动信号的第  $j$  分解层,由式(16)可以得到各近似信号对应的相关峭度值  $C_{kM1}^j, C_{kM2}^j, C_{kM3}^j, C_{kM4}^j$ 。以此为基础,定义出同一分解层近似信号的筛选准则,即融合规则 1:对于第  $j$  分解层近似信号  $x_1^j, x_2^j, x_3^j, x_4^j$ ,保留具有最大相关峭度值的近似信号作为本层的近似信号,剔除其余分量信号。

通过融合规则 1,信号  $x_1$  对特征信息贡献大的近似信号得以保留,含噪声及干扰成分较多的近似信号则被移除。与此同时,也保留了  $x_2, x_3, x_4$  的部分近似信号,拓宽特征信息源,使各通道信号的信息得到了综合利用。融合规则 1 解决的是多通道信号同一分解层近似信号选取问题,对于所保留的不同分解层近似信号的处理,则由融合规则 2 解决,流程见图 2。

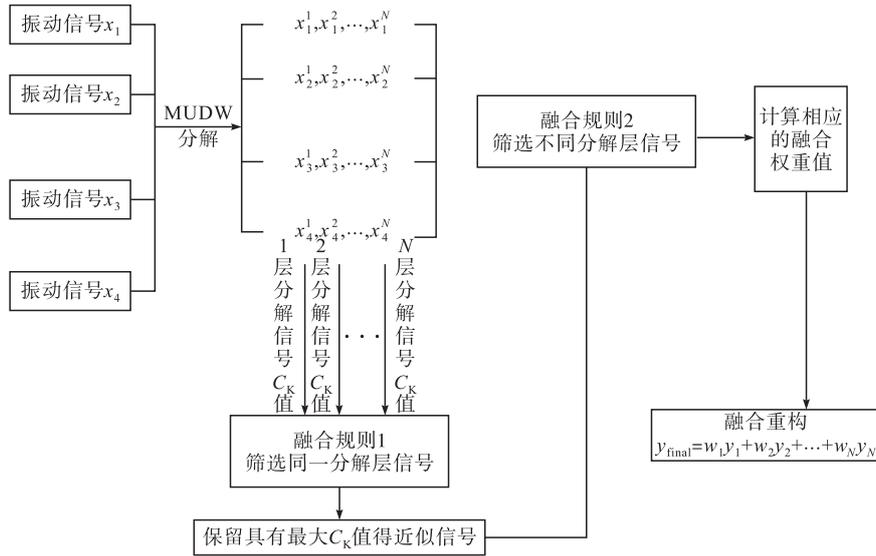


图2 融合流程图

### 2.3 MUDW 融合权值的计算及信号重构

假设筛选出  $x_1 \sim x_4$  所有分解层的近似信号用集合  $C = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  表示,各近似信号相应的相关峭度值表示为集合  $C_k = \{c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{kN}\}$ , MUDW 分解层数为  $N$ ,则可算得其融合权值  $w_j$ :

$$w_j = c_{kj} / \text{sum}(c_{kj}) \quad (17)$$

信号的融合重构公式为:

$$y_{\text{final}} = w_1 y_1 + w_2 y_2 + \dots + w_N y_N \quad (18)$$

因此,融合规则2的具体内容为:对于集合  $C$  中所筛选出的各分解层近似信号,计算相应的融合权重,并根据式(18)进行融合重构。由此可见,融合规则2在融合规则1的基础上,对各分解层近似信号所包含的信息作进一步处理,因包含了对各分解层特征信息的综合利用,重构信号较融合前信号内包含的特征信息量得到了有效改善,提高了信噪比。

将振动信号 MUDW 分解后,利用相关峭度融合指标进行加权融合,其处理方法流程见图3。

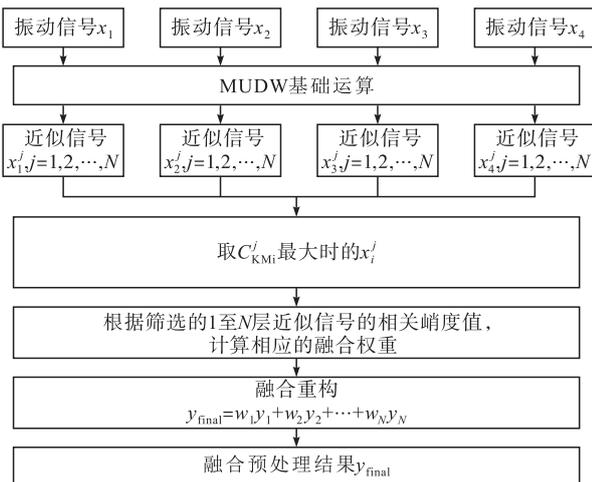


图3 振动信号融合处理流程图

### 3 实验分析验证

为验证所提方法的有效性 with 实用性,将本文方法运用于变速箱预置故障实验中齿轮裂纹故障信号的预处理。实验数据来自某大学 RCM 实验室的二级平行轴变速箱预置故障实验台,实验主要包括两部分:齿轮齿根裂纹故障实验和齿轮断齿故障实验,由实验室成员共同设计并操作完成。本文选取裂纹故障实验部分,将裂纹故障加工在低速轴大齿轮齿根上,图4所示为裂纹加工位置及宽度。齿根裂纹采用线切割以  $\alpha$  角度加工,裂痕深度分别为 1 mm、2 mm、5 mm。



(a) 裂纹角度 (b) 齿根裂纹

图4 齿根裂纹位置

变速箱高速轴齿轮 35 个齿、中间轴大齿轮 64 个齿、中间轴小齿轮 19 个齿、低速轴齿轮 81 个齿。选取①、②、③、④ 4 个测试点安装传感器并采集信号。设置负载为  $10 \text{ N} \cdot \text{m}$ ,采样时间 6 s,转速为 800 r/min,采样频率 20 kHz,测点位置及变速箱内部结构如图5所示。

设轴3(输入轴)转速  $V_3$ 、轴2转速  $V_2$ 、轴3转频  $f_3$ 、轴2转频  $f_2$ 、轴1转频  $f_1$ 、一级啮合频率  $f_{m1}$ 、二级啮合频率  $f_{m2}$ 。根据转频等于转速/60,传动比等于从动轮齿数/主动轮齿数,或主动轮转速/

从动轮转速。由轴 3 转速  $V_3=800 \text{ r/min}$  计算可得各轴转频和啮合频率,结果见表 1。

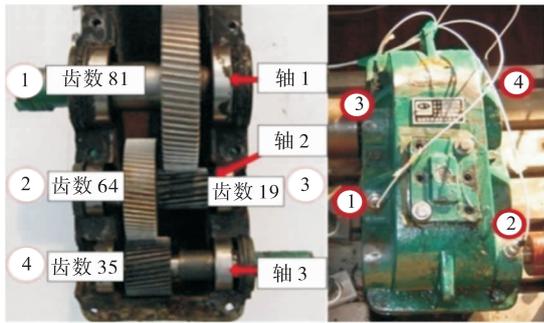


图 5 变速箱内部结构及传感器位置

表 1 齿轮转速、转频及啮合频率

$V_3/$	$V_2/$	$f_3/$	$f_2/$	$f_1/$	$f_{m1}/$	$f_{m2}/$
$(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	$(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	Hz	Hz	Hz	Hz	Hz
800	437	13.33	7.29	1.71	466.6	138.5

令  $x, y, z, w$  分别表示①、②、③、④传感器通道的振动信号,各通道原始采样长度为 120 000。利用本文所提出的融合方法对信号进行预处理,处理过程为:首先,对齿轮裂纹故障实测的各单通道信号进行时域同步平均处理,消除转速波动并抑制掉与同步轴无关的信号;其次,在已构建的 MUDW 多通道融合准则基础上,用相关峭度作为融合指标计算衡量多通道振动信号各分解层近似信号特征冲击程度,并进行加权运算,以避免信息遗漏和突出故障特征,同时减少噪声干扰成分影响;最后,与单通道及其他融合方法的数据处理效果进行比较验证。

### 3.1 时域同步平均预处理

采集 4 个传感器测得的振动信号  $x(t), y(t), z(t), w(t)$ ,采样时间为 6 s,各通道信号的取样长度为 120 000 个点,为增强同步轴齿轮及其啮合齿轮的故障信号,首先对信号进行时域同步平均处理。

时域同步平均(Time Synchronous Averaging, TSA)是一种处理齿轮振动信号的有效方法<sup>[18]</sup>,它可以将加速度传感器获取的时域信号参照转轴角度进行重采样,剔除与参照转轴无关的频率成分达到增强故障信号的目的。以等角度采样的转速信号为参照,对采集的时域振动加速度信号进行重采样,确保每一转都有相同的采样点数。转速信号通常由光电传感器获取,通过转速信号可以求取过零点的位置,过零点是实现 TSA 算法的关键。如果以  $y_t, \{t = 1, 2, \dots, n\}$  表示采集得到的转速信号值,过零点是指满足条件  $y_t < 0$  和  $y_{t-1} > 0$  的所有点的集合,用  $I$  表示,  $I = (i_1, i_2, \dots, i_m)$ 。对于有些转速信号而言,需要对其进行预处理使得其满足  $y_t < 0$  和  $y_{t-1} > 0$  的条件。假设轴旋转一周由光电传感器所产生的脉冲数为 1,那么已知过零点后,每一转的起始位

置就可以求得,可以表示为  $R = (r_1, r_2, \dots, r_l)$ 。设两两起始点位置采样点的均值为  $p$ ,那么新插值后的采样点数可以通过:  $n = 2^{\text{int}(\log_2(p))}$  求得,  $\text{int}$  表示向上取整。

以①通道为例,选取 2 mm 裂痕①通道信号经 TSA 处理,其齿轮信号频域图如图 6 所示。

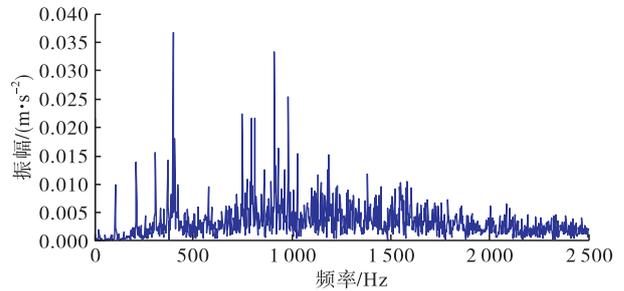


图 6 TSA 处理后①通道 2 mm 裂痕状态下齿轮信号频域图

观察可知:频率 0~500 Hz 时频谱图中已显现其故障频率及其倍频,对原始频谱图和经过 TSA 处理频谱图进行放大比较,在振动信号未经过 TSA 处理时,可观察到高速轴小齿轮转频 13.33 Hz,而需要关注的故障齿轮啮合频率 138.5 Hz 淹没在其他噪声频率谐波中,故障频率 1.71 Hz 因太小基本无法观察到,见图 7。

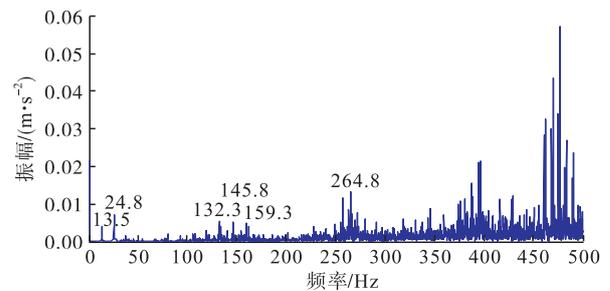


图 7 原始信号频谱图

因此,振动信号经过 TSA 处理后,有效抑制了非故障齿轮啮合频率成分、高速轴振动频率成分 13.3 Hz,并包含很强的故障齿轮啮合频 138.5 Hz 及其倍频,使故障齿轮引起的冲击信号更易显现。对比图 7 和图 8 可知,通过 TSA 抑制了非故障振动信号,增强了故障信号中的冲击脉冲和其啮合频率的振动幅值,使故障更易于检测。

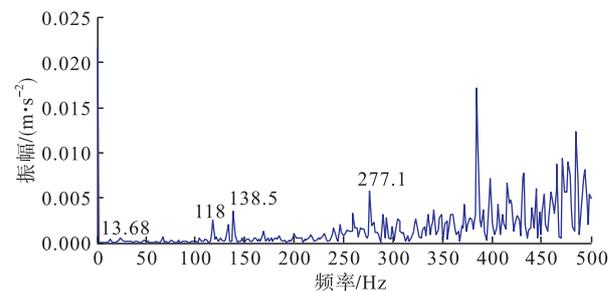


图 8 TSA 处理后频谱放大图

### 3.2 基于 MUDW 和相关峭度的多测点振动信号融合

设置 MUDW 的参数值  $N=6, L=5$ , 利用式 (4)~(6) 对 2 mm 裂痕故障信号 TSA 处理后的信号  $x(t), y(t), z(t), w(t)$  进行分解。由式(8)计算各层近似信号的  $C_K$ , 设  $m=7$ , 计算得到  $x(t)$  各层近似信号的  $C_K$  值为:

35.17, 33.73, 33.08, 21.26, 15.01, 12.09

$y(t)$  各层近似信号的  $C_K$  值为:

28.73, 27.82, 32.88, 22.24, 15.91, 19.88

$z(t)$  各层近似信号的  $C_K$  值为:

28.92, 32.85, 36.06, 25.39, 12.75, 18.19。

$w(t)$  各层近似信号的  $C_K$  值为:

24.82, 33.28, 30.67, 29.35, 10.15, 20.09。

利用融合规则 1 对各层近似信号进行筛选, 以第 1 层为例, 所对应的近似信号频域见图 9。

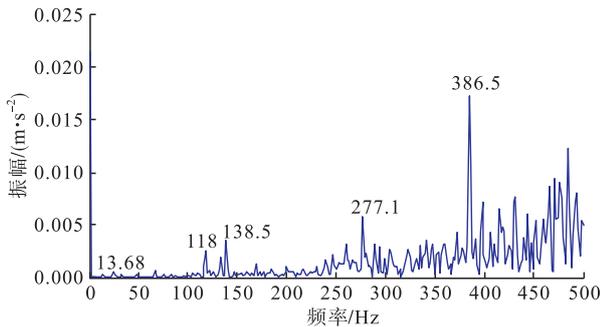


图 9  $x(t)$  第 1 层近似信号频域图

图 9 显示了  $x(t)$  信号第 1 分解层的近似信号。图 10 和图 11 可知,  $y(t)$  和  $z(t)$  信号 1 分解层近似信号虽然提取出了 138.5 Hz 故障齿轮啮合频率信息, 但是在附近其倍频 277 Hz 处差频干扰非常严重, 干扰成分比较多, 影响了特征信息比重。图 12 显示了  $w(t)$  信号 1 分解层近似信号, 故障啮合频率振幅减小, 其倍频基本淹没在干扰信号中无法提取有效的频率特征, 因此  $w(t)$  近似信号的  $C_K$  值最低, 仅为 24.82; 与  $y(t)$  和  $z(t)$  的近似信号相比, 图 10 所示的  $x(t)$  近似信号有效提取出了 138.5 Hz 故障齿轮啮合频率成分, 噪声及低频干扰成分也得到了很好抑制, 其  $C_K$  值最高为 35.17。

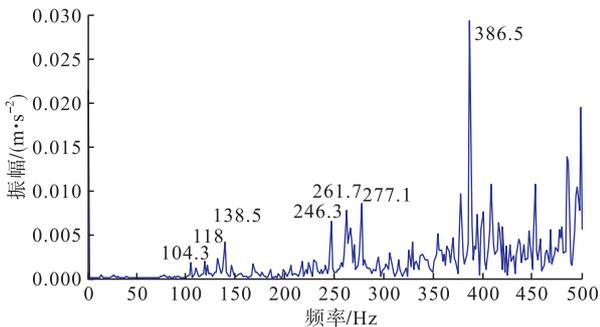


图 10  $y(t)$  第 1 层近似信号频域图

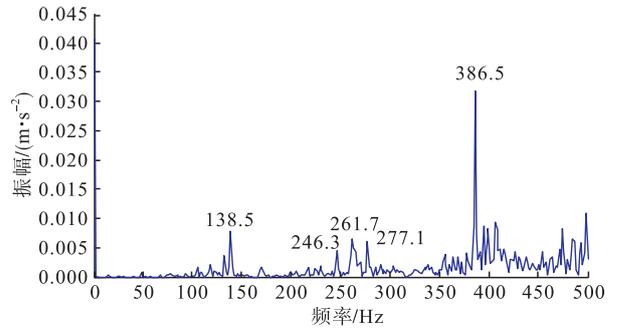


图 11  $z(t)$  第 1 层近似信号频域图

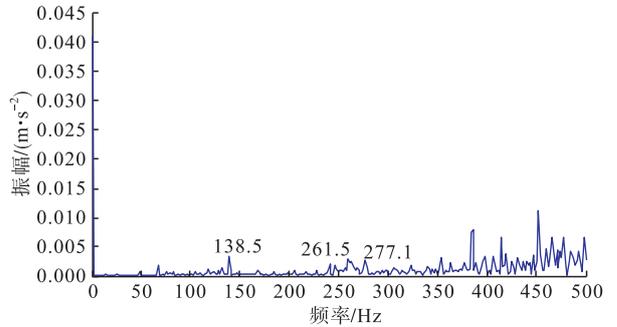


图 12  $w(t)$  第 1 层近似信号频域图

因此, 根据融合规则 1,  $35.17 > 28.92 > 28.73 > 24.82$ , 在信号的第 1 分解层所保留的是  $x(t)$  的近似信号。同理, 对其他分解层的近似信号进行筛选, 最终保留下的近似信号为:  $x(t)$  的第 1 层近似信号、 $x(t)$  的第 2 层近似信号、 $z(t)$  的第 3 层近似信号、 $w(t)$  的第 4 层近似信号、 $y(t)$  的第 5 层近似信号、 $w(t)$  的第 6 层近似信号。对应的  $C_K$  值为  $\{35.17, 33.73, 36.06, 29.35, 15.91, 20.09\}$ , 进而可以得到各近似信号的融合权重为:

$$k_1=0.2065, k_2=0.1981, k_3=0.2117, k_4=0.1723, k_5=0.0934, k_6=0.1180。$$

因此, 根据融合规则 2 对信号进行融合重构, 结果为:

$$y_{final}=0.2062x_{(1)}+0.1981x_{(2)}+0.2117z_{(3)}+0.1723w_{(4)}+0.0934y_{(5)}+0.1180w_{(6)}$$

融合预处理结果  $y_{final}$  的频域见图 13。

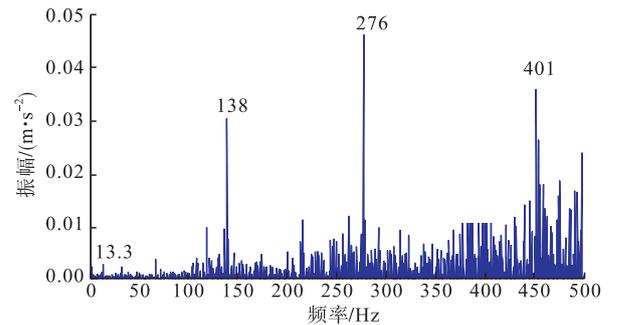


图 13 加权融合后重构信号频域图

图 13 描述了 4 个加速度传感器测得的振动信号经过 MUDW 和相关峭度加权融合处理后的结

果,可以看出,与原始信号相比,噪声等干扰分量得到了抑制,调制现象也得到了很好解决,有效地提取故障齿轮啮合频率 138.5 Hz 以及其倍频,经过计算  $y_{\text{final}}$  的相关峭度值高于融合前各近似信号的相关峭度值,特征信息的比重得到了很好地改善。

### 3.3 比对分析

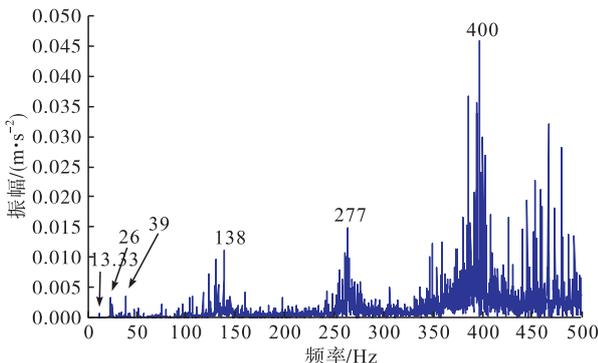
信号特征频率幅值是观察故障信号在频域图中是否突出的一个重要标准。为了方便于对比故障信号的突出程度,比较本文方法的适用性,考虑到齿轮故障信号特征与幅值具有较大关联的特点,定义了一个“幅频量比”的度量参数,其计算方法是采用信号故障特征幅值与信号所有频率幅值总和的比值数字量,数字量越大信号特征频率幅值比重越大,说明信号特征越突出,反之亦然。具体计算公式为:

$$A_{\text{FR}} = \frac{|A_1| + |A_2| + \dots + |A_h|}{|A_{\text{FS}}|} \quad (19)$$

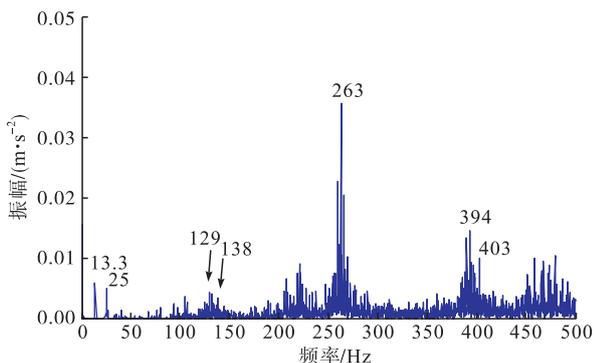
$A_{\text{FR}}$  表示幅频量比 (Amplitude Frequency Ratio, AFR) 的值,  $A_{\text{FR}}$  越大信号特征频率幅值比重越大。  $A_h$  表示故障特征频率第  $h$  倍频处的幅值,一般特征频率的倍频中其 2、3 倍频最能体现冲击特征,因此取  $h=3$ 。  $A_{\text{FS}}$  表示处理信号的所有频率对应幅值总和。

#### 3.3.1 与单通道实验比对

利用文献[11]中的 MUDW 和峭度算法分别对单通道信号(传感器位置为①和②)进行分解重构,得到频域图,见图 14。



(a) 传感器位置①信号预处理后频域图



(b) 传感器位置②信号预处理后频域图

图 14 单通道信号预处理结果

同时,分别计算传感器位置为①、②通道信号以及多通道信号融合的幅频量比,进行比较,见表 2。

表 2 预处理后的信号幅频量比

传感器①	传感器②	双通道融合	四通道融合
$1.51 \times 10^{-4}$	$1.20 \times 10^{-4}$	$1.87 \times 10^{-4}$	$2.16 \times 10^{-4}$

#### 3.3.2 与小波融合比对

为了进一步验证所提方法的优势,采用小波融合法对信号  $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $z(t)$ 、 $w(t)$  进行处理,结果见图 15。

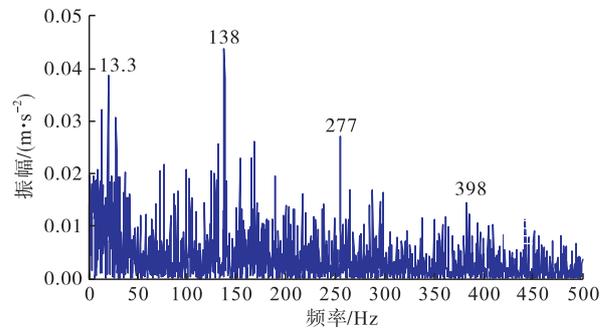


图 15 小波融合法预处理结果

采用基于小波分析的融合预处理算法<sup>[8-9]</sup>,选用 db10 小波函数分别对每个仿真信号进行 5 层分解,对每一层分量信号进行筛选,最后利用小波系数对各层分量进行融合重构,从结果来看,该方法能抑制噪声和谐波分量的干扰,但是受到小波基函数的影响以及自身傅里叶变换局限性,融合后的信号中含有较明显的低频干扰信息,幅值远高于特征频率及其倍频的幅值,导致特征信息提取效果不佳。同时计算小波融合法处理后的信号幅频量比为  $1.84 \times 10^{-4}$ ,小于融合算法的幅频量比。

比较而言,本文所提出的基于 MUDW 和 CK 的融合预处理方法能够充分利用各信号所包含的故障信息。在实际工程中,该方法通过算法模型能快速处理信号数据,并有效地提高特征信息比重和突出程度,具有一定可行性和良好的预处理效果。

## 4 结论

实验发现:传感器所获得的初始振动信号受强噪声干扰,信号特征十分微弱难以发现,且处理单个传感器测得的信号可能会存在特征信息遗漏。因此,本文采用 MUDW 技术结合相关峭度对多通道振动信号进行融合处理,取得了较好效果并得到以下结论:

1) 通过形态差值算子和多尺度形态运算对信号进行分解,获取其冲击成分,以相关峭度为指标为其分配权重,更能突出故障频率,改善特征信息的比重,利于信号特征提取;

2)建立融合规则,对各个分解层的近似信号进行筛选以及融合,能有效避免信号处理过程中的信息遗漏,很好地抑制噪声等干扰成分,有效提取出故障信息,实现多通道信号融合预处理效果;

3)利用 TSA 技术对单通道齿轮信号进行重采样,可以去除无关轴频率成分,并增强故障频率的振幅,为多通道信号融合处理奠定了基础。

### 参考文献

- [1] CHEN H P, HU N Q, CHENG Z, et al. A Deep Convolutional Neural Network Based Fusion Method of Two-Direction Vibration Signal Data for Health State Identification of Planetary Gearboxes [J]. *Measurement*, 2019, 146:268-278.
- [2] WANG H Q, LI S, SONG L Y, et al. A Novel Convolutional Neural Network Based Fault Recognition Method via Image Fusion of Multi-Vibration-Signals [J]. *Computers in Industry*, 2019, 105:182-190.
- [3] ANGELOV P, YAGER R. Density-Based Averaging-A New Operator for Data Fusion [J]. *Information Science*, 2013, 222(10):164-174.
- [4] YANG W B, LI S Y. A Switch-Mode Information Fusion Filter Based on ISRUKEF for Autonomous Navigation of Spacecraft [J]. *Information Fusion*, 2014, 18(3):33-42.
- [5] LIANG J J, ZHANG Y, ZHONG J H, et al. A Novel Multi-Segment Feature Fusion Based Fault Classification Approach for Rotating Machinery [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122:19-41.
- [6] YU H, LI H R, LI Y L, et al. A Novel Improved Full Vector Spectrum Algorithm and Its Application in Multi-Sensor Data Fusion for Hydraulic Pumps[J]. *Measurement*, 2019, 133:145-161.
- [7] 孙健,李洪儒.一种基于复合谱与关联熵融合的特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(24):96-102.
- [8] ZHANG J F, SMITH J S, WU Q H. Morphological un-Decimated Wavelet Decomposition for Fault Location on Power Transmission Lines [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2006, 53(6):1395-1402.
- [9] 王冰,李洪儒,许葆华.一种多元素多尺度形态非抽样小波分解方法[J]. *轴承*, 2013, 5(5):43-48.
- [10] MIAO Y H, ZHAO M, LIN J, et al. Application of An Improved Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution Method for Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 92:173-195.
- [11] 仝蕊,康建设,李宝晨,等.基于 MUDW 和峭度的齿轮故障信号预处理方法[J]. *装甲兵工程学院学报*, 2018,32(1):50-56.
- [12] COUSTY J, NAJMAN L, DIAS F, et al. Morphological Filtering on Graphs[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, 117(4):370-385.
- [13] 孙健,李洪儒,王卫国,等.基于形态非抽样融合与 DCT 高阶奇异熵的液压泵退化特征提取[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(22):54-61.
- [14] 李洪儒,孙健,王成威,等.一种细节信号提取方法及其在信号处理的应用[J]. *振动工程学报*, 2017, 30(3):493-501.
- [15] 吕锋,王秀青,杜海莲,等.基于信息融合技术故障诊断方法与进展[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2009,37(1):217-221.
- [16] YAN X S, SUN Z, ZHAO J J, et al. Fault Diagnosis of Rotating Machinery Equipped with Multiple Sensors Using Space-Time Fragments [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019,456:49-64.

(编辑:姚树峰)