

双矢时域齿轮早期微弱故障特征增强及应用^{*}

姜 宏¹, 章翔峰¹, 张小栋²

(1. 新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐, 830049) (2. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 信噪比低和源信息的缺失是造成早期微弱故障难以准确判定的主要因素, 针对此问题, 提出一种双矢时域变换(dual vector time-time domain transform, 简称 DVTD)的方法, 用于完备和凸显齿轮早期微弱故障特征。方法借用全矢原理实现相互垂直的双通道振动信号的融合, 保证双矢信号源信息的完整。在此基础上, 结合双时域变换理论, 提取二维时间序列的主对角元素用以构建完整的、故障特征增强的时域振动信号。以风电机组齿轮箱为实验对象, 提取表征信号波动强度的小尺度指数作为状态特征, 验证了双矢时域变换的微弱故障特征增强特性及其在齿轮早期微弱故障识别中应用的有效性。

关键词 早期微弱故障; 双矢时域变换; 信息融合; 特征增强; 小尺度指数

中图分类号 TH165.3

引 言

齿轮的早期故障识别是机械传动设备工作状态监测的重点, 准确地捕捉和判定出齿轮的早期状态直接影响设备整机性能的发挥。然而, 受机械结构的影响, 齿轮往往安装在结构复杂、构件众多的齿轮箱中, 其振动信号本身难于获取; 再加上齿轮状态发生变化的早期, 故障特征微弱, 常常淹没在其他运动部件振动信号和背景噪声中, 导致状态特征很难提取。

为解决早期状态特征提取的问题, 学者们主要从以下几个方面展开研究: a. 振动信号的测点分布配置; b. 多信息融合技术方面; c. 微弱特征增强方面; d. 信号降噪及解调方面。文献[1]采用有限元方法对单跨转子系统及不同联轴节的多跨系统进行谐波分析, 得出了传感器分布规律。文献[2]构建齿轮箱源坐标系, 并免疫算法计算振动传输的最佳采集路径, 为传感器的布置提供了有效方法。总结发现, 研究传感器测点分布主要是力求实现表征齿轮工作状态最优信号的获取, 一般多采用力学建模分析振动响应的传递规律, 但这种方法多存在模型与实验不吻合的缺点, 且分析结论对识别微弱故障振动信号的作用尚不明确。多信息融合主要解决

由于信息通道不足所导致的信号源信息的缺失问题, 全息谱^[3]、全矢谱^[4-6]和全矢理论^[7]是其中运用最广泛的理论, 这些理论有效解决了微弱信号源信息不足的问题。文献[8]利用不同共振频带信息实现对轴承微弱故障特征增强, 提高了微弱故障的诊断精度。文献[9]将广义 S 变换和傅里叶变换相结合, 提出一种双时域的微弱故障特征增强方法, 经过验证信号的凸显效果良好。但考虑到齿轮比轴承“隐藏”更深, 这种方法运用在齿轮上的效果尚不明确。以离散傅里叶变换为基础的时频、功率谱、倒谱分析, 以及以 Hilbert 变换和小波变换为内核的共振解调、包络解调等方法, 是旋转机械装备故障诊断中常用的方法^[10]。文献[11-12]分别将小波变换和小波包变换与经验模式分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)结合, 对轴承微弱信号进行降噪, 实现了其早期故障诊断。然而, 小波变换的自适应性、基小波的选取、EMD 的混叠效应都是目前尚未完全解决的问题, 其对早期故障诊断精度提高有限。综上分析, 单依靠上述方法所提取的故障特征区分度和准确度都稍显不足, 要提高齿轮早期故障诊断的精度, 必需进行多方位考虑。

考虑到微弱信号具有的信噪比低和有效信息少的特点, 笔者将全矢理论和双时域变换有机结合在一起, 提出双矢时域的微弱故障特征增强方法。全

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51765061); 新疆维吾尔自治区青年教师科研培育基金(自然科学类)资助项目(XJEDU2016S036)

收稿日期: 2017-11-24; 修回日期: 2018-05-22

矢理论提出将尽量多的振动信号进行融合有利于信息的完整,但齿轮动力学中的分析认为,安装在受力方向及其垂直方向的双通道传感器采集到的信号更能真实反映设备的状态^[13]。因此,本着简约和实际工程需求的目的,将全矢理论修改成双矢理论。双时域变换通过泄露趋势分量的能量实现冲击成分的突出,能有效提高信号信噪比。将其与双矢理论相结合,在针对性地解决微弱信号所带来的问题的同时,有效抑制因双矢信号融合所带来的信号幅值平抑问题,进一步提高了后续的故障特征区分度。

1 双矢时域变换及其特性分析

1.1 双矢理论及其特征完备特性分析

双矢理论是全矢谱分析中的一个特例,其将齿轮动力学的分析结果运用到全矢谱中,将原来需多通道融合的全矢技术简化为安装在同一截面的相互垂直两个方向同源信号的融合,实现信号源信息的完备处理。

具体理论如下:设数据序列 $x\{n\}$ 和 $y\{n\}$ ($n=1,2,\dots,N$) 分别为同一截面互相垂直的两个传感器获取的振动信号,经傅里叶变换后分别为 $X\{k\}$ 和 $Y\{k\}$ ($k=1,2,\dots,N$),则信号 $x\{n\}$ 的第 k 阶谐波的幅值与相位为

$$\begin{cases} A_{xk} = \sqrt{X_{Rk}^2 + X_{Ik}^2} \\ \Phi_{xk} = \arctan \frac{X_{Ik}}{X_{Rk}} \end{cases} \quad (1)$$

其中: X_{Rk}, X_{Ik} 为 $X\{k\}$ 的实部和虚部; A_{xk} 为第 k 阶的谐波在 x 方向上的振幅; Φ_{xk} 为第 k 阶谐波在 x 方向的相位。

信号 $y\{n\}$ 的第 k 阶谐波的幅值与相位为

$$\begin{cases} A_{yk} = \sqrt{Y_{Rk}^2 + Y_{Ik}^2} \\ \Phi_{yk} = \arctan \frac{Y_{Ik}}{Y_{Rk}} \end{cases} \quad (2)$$

其中: Y_{Rk}, Y_{Ik} 为 $Y\{k\}$ 的实部和虚部; A_{yk} 为第 k 阶的谐波在 y 方向上的振幅; Φ_{yk} 为第 k 阶谐波在 y 方向的相位。

经证明,两个方向的第 k 阶谐波经融合后的能量等于第 k 阶谐波的主振矢 R_{Lk} 和 R_{Sk} 的融合强度能量之和^[4],如式(3)所示

$$R_{Lk}^2 + R_{Sk}^2 = A_{xk}^2 + A_{yk}^2 \quad (3)$$

将 $A_k = \sqrt{R_{Lk}^2 + R_{Sk}^2}$ 作为幅值, Φ_{xk} 和 Φ_{yk} 为相位,构造新信号

$$\begin{cases} X'_k = A_k (\cos \Phi_{xk} + j \sin \Phi_{xk}) \\ Y'_k = A_k (\cos \Phi_{yk} + j \sin \Phi_{yk}) \end{cases} \quad (4)$$

对融合构造的新信号进行傅里叶逆变换,可得到新信号 $X'\{k\}, Y'\{k\}$ ($k=1,2,\dots,N$)。新信号融合了 $X\{k\}$ 和 $Y\{k\}$ 的振幅,同时又不改变原信号的相位,将振动信号的特征表现的更完善。

1.2 双时域变换及其特征增强特性分析

双时域变换是结合广义 S 变换和傅里叶逆变换而推导出来的一种将一维时间信号映射到二维时频面内的处理方法。该方法能获取更好的时频分辨性能,实现将信号中的趋势分量的能量进行泄露而局部冲击增强的作用效果。具体步骤包括:a. 对一维时域信号采用广义 S 变换实现信号的时频域表示;b. 对不同时刻的频域信号进行傅里叶逆变换,即可获取双时域表示。

一维信号 $x(t)$ 的广义 S 变换如下

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(\tau - t) \exp(-2\pi f t) dt \quad (5)$$

其中: $\omega(t)$ 为高斯窗函数。

$$\omega(t) = \frac{|f|^p}{\sqrt{2\pi}} \exp(-f^2 t^2 / 2) \quad (6)$$

其中: P 为改变窗函数的参数。

将广义 S 变换结合傅里叶逆变换后的公式为

$$\begin{aligned} SF(\tau_1, \tau_2) &= \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau_1, f) \exp(-2\pi f \tau_2) df = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(\tau_1 - t) \exp(-2\pi f(\tau_2 - t)) dt df \end{aligned} \quad (7)$$

$SF(\tau_1, \tau_2)$ 的意义是信号经加窗函数的作用后的傅里叶变换结果在 τ_2 时刻的时域重构值。双时域变换后的两维时间坐标具有对等性,因此经双时域变换的信号能量主要集中在主对角线($\tau_1 = \tau_2$)附近。根据窗函数对信号的不同分量会产生的作用效果不同,即正交的信号会导致信号的衰减甚至消失,因此信号的部分趋势分量会因产生较大的能量泄露而弱化,但局部故障冲击信号反而会得到增强的效果。因此,笔者利用双时域的特性,实现微弱故障信号的增强。

2 双矢时域变换的特征增强过程及其机理分析

2.1 特征增强过程

双矢时域变换主要是将双矢理论和双时域变换

相互结合,实现增加源信息的同时,有效凸显信号的时域局部化特征。具体的特征增强过程如图 1 所示。

图中特征提取部分利用的是去趋势波动分析 (detrended fluctuation analysis, 简称 DFA),该方法是一种时间序列长程相关性标度指数特征计算方法,具有能够将不同阶的外来趋势从时间序列中清除的优点,从而准确提取时间序列本身所具有的统计学特征。

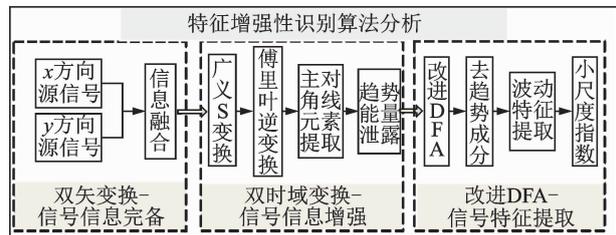


图 1 特征增强流程

Fig. 1 Feature enhancement process

2.2 特征增强机理分析

特征增强理论主要包括两个方面,双矢理论是将两个传感器获取的信号之间的联系考虑进来,在保留原双通道信号特性的基础之上,利用垂直的两传感器获取的机械振动信号存在相位关系(即初相位之和为 90°)而噪声信号本身不存在这种关系的原理,将两路信号中的周期性冲击成分的能量叠加,实现有效信息融合的功能,在保持信号噪声成分不变的情况下有效解决单通道信息不完全的弊端。

双时域变换主要利用双时域二维时间序列主对角线位置会产生趋势能量的泄露,而局部冲击分量不会产生能量丢失的原理,实现信号局部特征的增强。将其运用到双矢信号中,在继承双矢信号优良的信号完备能力的基础上将双矢信号中的趋势分量进行衰减,进一步加强有效信号的凸显。经双矢时域增强后的信号,在频域上所携带的有效信息成分更完整,又因去除趋势分量的缘故,受故障引起的局部冲击成分会更明显。

考虑到双矢时域变换已经初步实现信号的趋势成分的消除,再经改进 DFA 算法处理,能更进一步地消除信号中的动态趋势成分,保证所提取的小尺度指数特征更能反映信号的局部波动特性。因此,最终选取小尺度指数作为故障特征,有利于增加特征的区分度,提高齿轮早期微弱故障的识别精度。

3 实验验证及运用

3.1 实验平台

利用上述方法对 SQi 公司生产的风电机组振动实验平台的齿轮箱故障进行识别。如图 2 所示,实验台主要包含 DT9837 信号采集系统、608A11 型加速度传感器、CLUTCH PHC-100 型号磁粉加载器及齿轮故障实验台。608A11 加速度传感器的灵敏度为 100 mV/g ,频响范围为 $0.5 \text{ kHz} \sim 10 \text{ kHz}$,齿轮故障实验台由调速电机、两级齿轮变速箱组成。调速电机用于改变工况中的转速因素,而负载的变化由磁粉加载器进行调整。实验的主要参数为:高速轴的主动轮齿数为 36,从动轮齿数为 90;低速轴的主动轮齿数为 29,从动轮齿数为 100;设定实验的采样频率为 10 kHz ;采样时间为 1 s 。同一截面相互垂直的 x, y 方向的传感器固定在高速级轴的输入端。



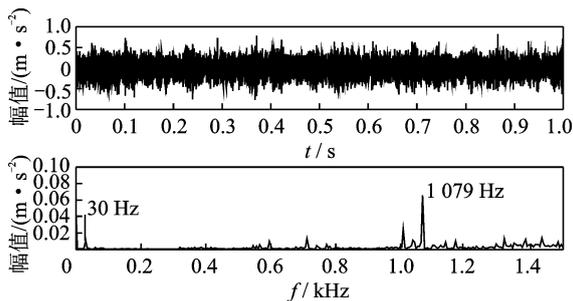
图 2 风电机组振动实验平台

Fig. 2 The platform of wind turbine vibration experimental

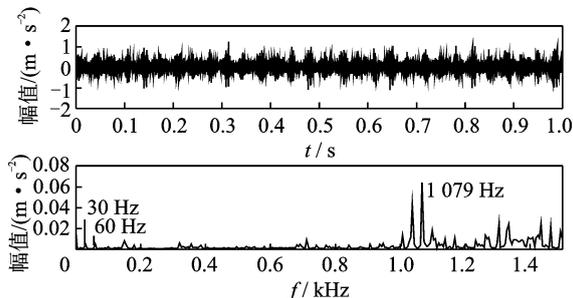
实验过程中将高速轴的主动齿轮设定为故障齿轮,故障齿轮由人为加工产生,齿根裂纹深度约为 3 mm ,宽度约为 0.2 mm ,裂纹的方向随机生成,齿面磨损的磨损量约为正常齿轮齿厚的 4% 。

3.2 双矢时域变换的微弱故障信息特征增强实验验证

随机恒定工况是指不同转速和负载的恒定工况,实验过程中设定调速电机在 $0 \sim 3\,600 \text{ r/min}$ 、负载 $10 \sim 50 \text{ N} \cdot \text{m}$ 之间保持随机恒定。现以转速为 $1\,800 \text{ r/min}$ 、负载为 $30 \text{ N} \cdot \text{m}$ 工况下测得的振动信号为例,由电机转速计算振动信号的理论转频为 30 Hz ,啮合频率为 $1\,080 \text{ Hz}$ 。在此工况下测得齿轮在点蚀、齿根裂纹和均匀磨损工作状态下的相互垂直的 x, y 方向振动信号及双矢信号如图 3~ 图 8 所示。



(a) 点蚀 x 方向的振动信号及其包络
(a) x direction vibration signal of pitting and its envelope



(b) 点蚀 y 方向的振动信号及其包络
(b) y direction vibration signal of pitting and its envelope

图3 点蚀信号及其包络

Fig. 3 Signal of pitting and its envelope

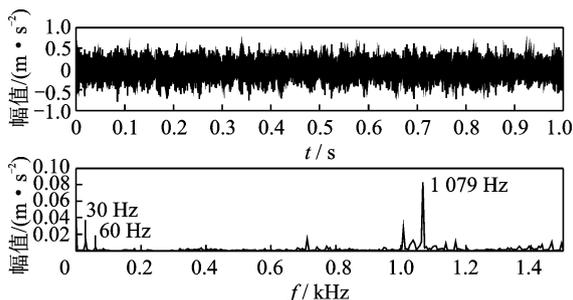
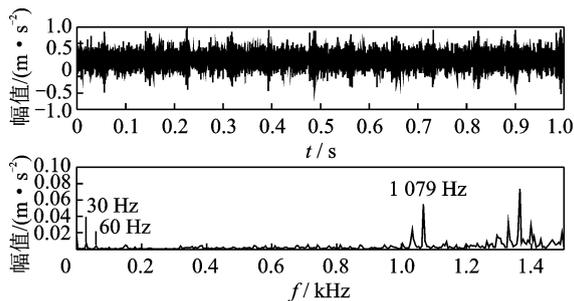


图4 点蚀双矢信号及其包络

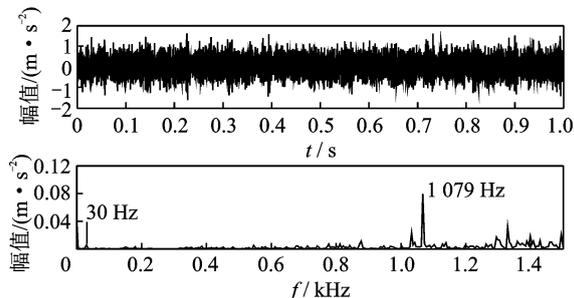
Fig. 4 Dual vector signal of pitting and its envelope

在点蚀、齿根裂纹和均匀磨损的状态下,转频30 Hz和啮合频率1 080 Hz处, x 方向的振动信号作为主振矢,所有的能量较 y 方向的高,但 y 方向也存在部分振动信息,说明只采集单一方向的振动信号,存在信息不完全的问题。以双矢理论对上述信号进行融合,融合后的信号可以看出3种状态下转频和啮合频率处的幅值存在较大的差异,对比单方向的频谱可以明显看到,双矢信号的转频和啮合频率幅值虽相对主振矢方向有些减弱,但相对于其他信号突出更加明显,且信息的包含量更丰富,可区分度得到较大的增强,说明双矢理论具备良好的源信息完备功能和适宜的信息凸显能力。

对点蚀、齿根裂纹和均匀磨损3种状态下的双



(a) x direction vibration signal of the root crack and its envelope



(b) y direction vibration signal of the root crack and its envelope

图5 齿根裂纹信号及其包络谱

Fig. 5 Signal of root crack and its envelope spectrum

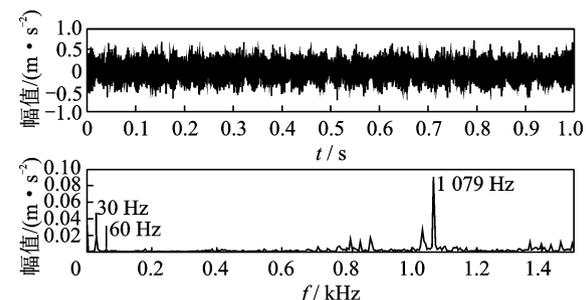


图6 齿根裂纹双矢信号及其包络

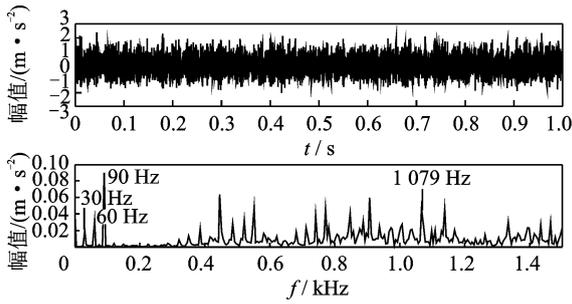
Fig. 6 Dual vector signal of root crack and its envelope

矢信号进行双时域变换,提取主对角线附近的信号分量作为增强后的微弱故障信号,并对增强后的微弱故障信号作包络谱分析,如图9~图11所示。由图可以明显观察到,经过增强后的微弱信号的转频及其倍频和啮频更加明显,且原双矢信号中部分噪声信息得到了抑制。

3.3 双矢时域变换在齿轮早期微弱故障识别中的应用

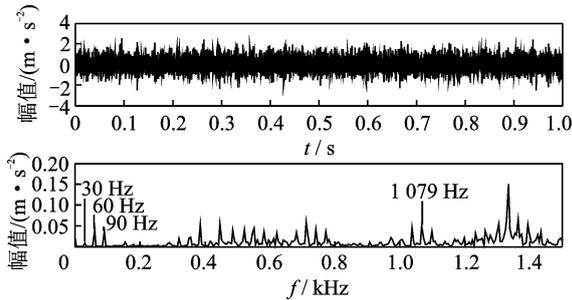
3.3.1 基于双矢时域变换的故障特征提取

为了进一步验证双矢时域变换在微弱信号增强方法的效果和实现齿轮早期微弱故障的在线监测与诊断,结合双矢时域增强信号包络谱和去趋势波动



(a) 均匀磨损x方向的振动信号及其包络

(a) x direction vibration signal of uniform wear and its envelope



(b) 均匀磨损y方向的振动信号及其包络

(b) y direction vibration signal of uniform wear and its envelope

图 7 均匀磨损信号及其包络

Fig. 7 Signal of uniform wear and its envelope

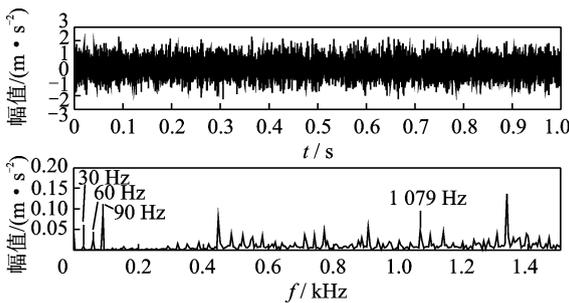


图 8 均匀磨损双矢信号及其包络

Fig. 8 Dual vector signal of uniform wear and its envelope

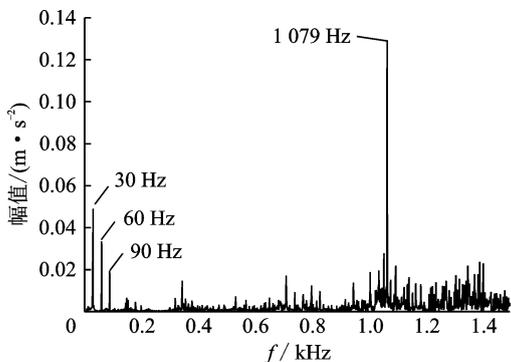


图 9 点蚀双矢时域增强信号频谱

Fig. 9 Enhanced signal spectrum of pitting in DVTD

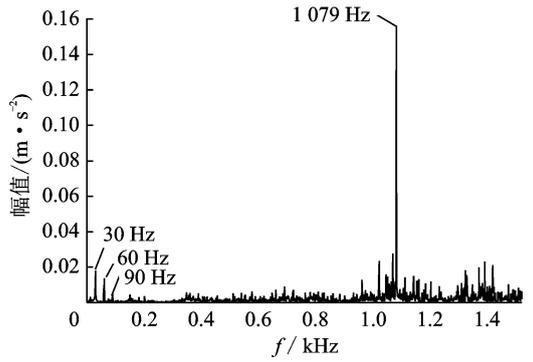


图 10 齿根裂纹双矢时域增强信号频谱

Fig. 10 Enhanced signal spectrum of root cracks in DVTD

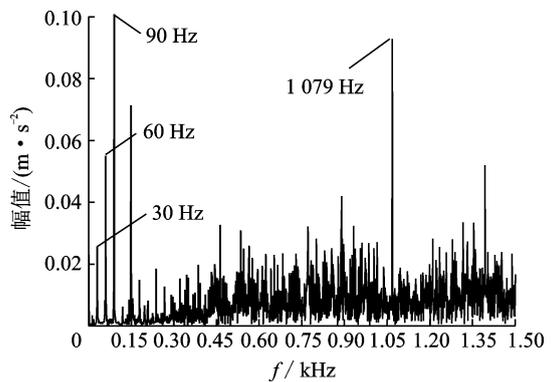


图 11 磨损双矢时域增强信号频谱

Fig. 11 Enhanced signal spectrum of uniform wear in DVTD

度性提取齿轮信号频谱的小尺度指数作为齿轮信号的特征参数^[13]。由于小尺度指数能准确反映信号的波动程度,所以它更能准确反映增强后齿轮信号的局部特性。

考虑到笔者主要研究双矢时域信号增强算法的有效性,小尺度指数的特征提取算法及其表征的物理意义可参考文献[13]。

为了进一步增加故障分类的可靠性,以小尺度指数及其对应的截距构建分类特征,如图 12~图 16 所示,图中反映不同齿轮信号特征提取的分布结果。其中每种齿轮状态包括 50 组样本, α 为尺度指数, A 表示对应的截距,为无量纲变量。

图 12~图 16 表明了原始信号特征与信号增强后特征的分布情况。图 12 为增强前 x 方向振动信号小尺度特征分布图。在 x 方向的振动信号中含有的故障特征信息最多,所以不同故障的小尺度特征有着较好的区分度,但采集到的信号中包含噪声对提取的特征造成影响,图中不同故障小尺度特征的聚集性较差。图 13 表示增强前 y 方向振动信号小尺度特征分布图。在 y 方向的振动信号中含有

算法提取齿轮的频率特征——尺度指数。首先将增强后的信号进行 Hilbert 包络,然后利用 DFA 双标

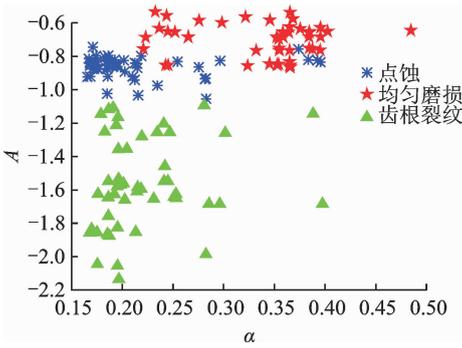


图 12 增强前 x 方向振动信号小尺度特征分布

Fig. 12 Small scale feature distribution of x -direction vibration signal before enhancement

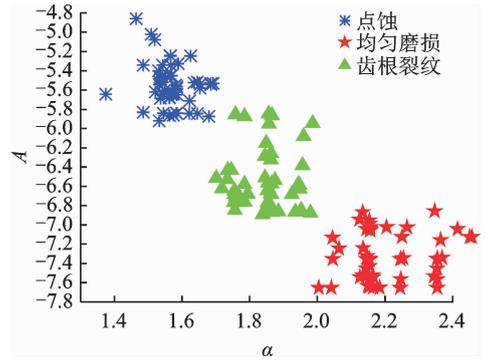


图 15 双时域变换后的信号小尺度特征分布

Fig. 15 Small scale feature distribution after time-time domain transformed

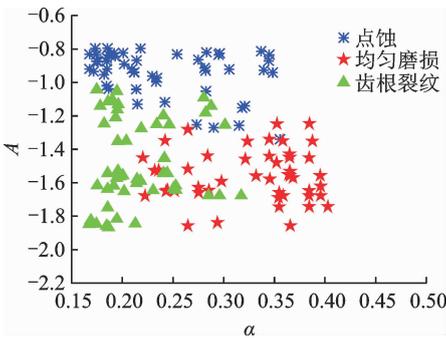


图 13 增强前 y 方向振动信号小尺度特征分布

Fig. 13 Small scale feature distribution of y -direction vibration signal before enhancement

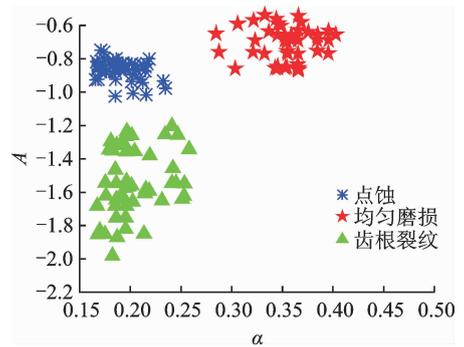


图 16 双矢时域变换后的信号小尺度特征分布

Fig. 16 Small scale feature distribution after dual vector time-time domain transformed

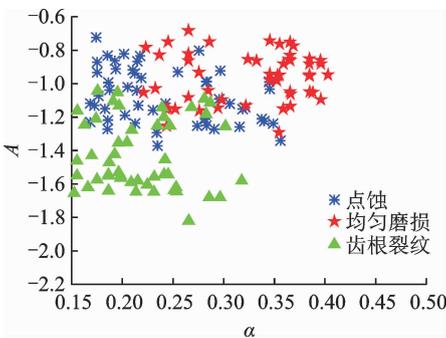


图 14 双矢融合后的振动信号小尺度特征分布

Fig. 14 Small scale feature distribution of vibration signal after dual vector integration

的故障特征信息较少,所以提取的小尺度特征不能很好地表现故障类型,特征混叠严重。

将 x 和 y 方向的振动信号进行融合,得到双矢信号并提取信号的小尺度特征,结果如图 14 所示。双矢融合虽然融合了两个方向振动信号中所包含的故障特征信息,但信号中的干扰信息也进行了融合加强,造成图中特征有一定的区分度,但特征的混叠现象还是存在。对振动信号进行双时域变换后,增

强了故障特征信息,噪声等干扰信息得到了抑制。相比于图 12 和图 13,增强后信号提取的小尺度特征,不仅能够完美表示不同的故障类型,且特征的聚集性有了较好的改变。

综上所述,将双矢融合与双矢域变换相结合,不仅完善了振动信号中的故障特征信息,更将特征信息进行增强,抑制了干扰信息,所以得到的小尺度特征不仅类间距离大而类内聚集小,能够明确表示不同的故障类型,结果如图 16 所示。

3.3.2 基于双矢时域变换的特征识别及分类

观察双矢时域变换后的信号小尺度分布特点,整体呈中心分布形式,采用高斯混合模型和贝叶斯最大似然分类器相结合来实现各种微弱故障的分类。具体步骤如下。

1) 提取齿轮各工作状态的 2 个故障特征组成学习空间。

2) 建立每种工作模式下学习空间的高斯混合模型,其定义公式为

$$p(x) = \sum_{k=1}^M w_k N(x, \mu_k, \Sigma_k) \quad (8)$$

其中: M 为模型的混合数,此处取 3; ω_k 为各模型的权重系数且 $\sum \omega_k = 1$; $N(x, \mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} |\Sigma_k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x-\mu_k)}$,为第 k 个单一高斯概率密度函数; μ_k 为密度函数的均值; Σ_k 为密度函数的协方差矩阵。

参数估计采用最大期望值算法。

3) 采用贝叶斯最大似然分类器进行分类,以每个模型下的条件似然最大,如式(9)所示,作为采集信号的分类结论

$$c = \operatorname{argmax} p(\mathbf{Y} | c_i) \quad (9)$$

其中: \mathbf{Y} 为待测信号的特征向量; $p(\mathbf{Y} | c_i)$ 为第 i 个模型上 \mathbf{Y} 发生的概率。

随机抽取 3 种状态下的 80 组样本进行分类实验,其中 40 组作为训练样本,其余 40 组作为测试样本。提取各信号的故障特征组成学习空间,通过高斯混合模型和贝叶斯最大似然分类器进行分类。依此方法重复该实验 10 次,平均精度如表 1 所示。

表 1 齿轮微弱故障识别精度

Tab.1 Recognition precision of gear weak fault %

故障样本	原始信号	双矢信号	双时域信号	特征增强	最终提高幅度
点蚀	72.6	70.1	82.7	98.1	25.5
齿根裂纹	80.5	78.6	89.5	99.4	18.9
均匀磨损	89.3	85.7	96.2	99.7	10.4
平均精度	80.8	78.1	89.5	99.1	18.3

由表 1 可以看出:单依靠双矢变换,信号的识别精度有所下降,造成这种情况主要是因为双矢理论只是实现信号源信息的完备处理,在保证完整性的过程中相应地增加了信号噪声成分;双时域变换后的精度相对原信号有进一步的提升,主要是因为其消除趋势成分,让有效成分得以凸显,但受其源信息部分缺失的影响,其识别精度无法进一步上升;经由双矢时域变换后的特征增强信号的识别精度相对于前 3 种信号都大大增加,其中点蚀故障识别精度增加最大,这是由于所提出的双矢时域变换和后续的小尺度指数具有双重的去趋势功能,对微弱冲击信号具有最佳的凸显效能。

4 结 论

1) 双矢理论能补充单通道信号的信息缺失,对完备源信号具有很好的效果,但降低了有效信息的信噪比。

2) 双时域变换以其泄露趋势分量能量的同时

保留局部冲击分量的特性,有效实现微弱故障特征的增强和凸显。

3) 以双矢理论和双时域变换相结合的双矢时域变换方法,可消除二者本身存在的缺陷,同时保留了良好的信号完备和增强特性。

4) 以改进 DFA 提取的小尺度指数在继承双矢时域变换优势的同时进一步消除趋势分量,所提取的早期微弱状态特征间的区分度良好。

参 考 文 献

[1] 王荣,贾民平,刘桂兴. 状态监测振动传感器优化布置理论及应用[J]. 东南大学学报,2011,41(1):77-81.
Wang Rong, Jia Minping, Liu Guixing. Theory and application of sensor placement in condition monitoring [J]. Journal of Southeast University, 2011, 41(1): 77-81. (in Chinese)

[2] 宋中越,李海洋,马姣姣,等. 基于免疫算法的风力发电机齿轮箱传感器布置优化研究[J]. 机械传动, 2016,40(12):38-41.
Song Zhongyue, Li Haiyang, Ma Jiaojiao, et al. Research of optimal arrangement of sensor for wind turbine gearbox based on immune algorithm[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(12): 38-41. (in Chinese)

[3] 温广瑞,江敏,李杨,等. 基于弗德卡曼阶比跟踪的转子起停车故障特征提取方法及应用[J]. 振动与冲击, 2016,35(2):64-68.
Wen Guangrui, Jiang Cheng, Li Yang, et al. Fault feature extraction from the vibration signals in rotor start-up or slowdown processes based on order tracking and holospectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(2): 64-68. (in Chinese)

[4] 李凌均,韩捷,李朋勇,等. 矢双谱分析及其在机械故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2011,47(17):50-54.
Li Lingjun, Han Jie, Li Pengyong, et al. Vector-bispectrum Analysis and its application in machinery fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17): 50-54. (in Chinese)

[5] 郝旺身,王洪明,董辛旻,等. 基于全矢排列熵的齿轮故障特征提取方法研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35

- (11): 224-228.
- Hao Wangshen, Wang Hongming, Dong Xinmin, et al. Gear fault feature extraction based on full vector permutation entropy [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(11): 224-228. (in Chinese)
- [6] 韩捷, 巩晓赞, 陈宏. 全矢谱技术在齿轮故障诊断中的应用[J]. *中国工程机械学报*, 2010, 8(1): 81-85.
- Han Jie, Gong Xiaoyun, Chen Hong. Applying fault vector spectrum for gear fault diagnosis [J]. *Chinese Journal of Construction Machinery*, 2010, 8(1): 81-85. (in Chinese)
- [7] 章翔峰, 孙文磊, 温广瑞. 基于全矢频带能量谱的风电机组齿轮箱故障诊断方法研究[J]. *太阳能学报*, 2017, 35(7): 126-131.
- Zhang Xiangfeng, Sun Wenlei, Wen Guangrui. The fault diagnosis method of wind turbine gearbox based on the full vector band energy [J]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*, 2017, 35(7): 126-131. (in Chinese)
- [8] 丁康, 黄志东, 林慧斌. 一种谱峭度和 Morlet 小波的滚动轴承微弱故障诊断方法[J]. *振动工程学报*, 2014, 27(1): 128-135.
- Ding Kang, Huang Zhidong, Lin Huibin. A weak fault diagnosis method for rolling element bearing based on Morlet wavelet and spectral kurtosis [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2014, 27(1): 128-135. (in Chinese)
- [9] 张云强, 张培林, 王怀光, 等. 基于双时域微弱故障特征增强的轴承早期故障智能识别[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(21): 96-103.
- Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Huaiguang, et al. Rolling bearing early fault intelligence recognition based on weak fault feature enhancement in time-time domain [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(21): 96-103. (in Chinese)
- [10] 李强. 机械设备早期故障预示中的微弱信号检测技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2008.
- [11] 罗忠辉, 薛晓宁, 王筱珍, 等. 小波变换及经验模式分解方法在电机轴承早期故障诊断中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(14): 125-129.
- Luo Zhonghui, Xue Xiaoning, Wang Xiaozhen, et al. Study on the method of incipient motor bearing fault diagnosis based on wavelet transform and EMD [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(14): 125-129. (in Chinese)
- [12] Bin Guangfu, Gao Jinji, Li Xuejun, et al. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets-empirical mode decomposition feature extraction and neural network [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 27: 696-711.
- [13] 肖涵, 吕勇, 王涛. 齿轮振动信号的去趋势波动分析及其在故障分类中的应用[J]. *振动工程学报*, 2015, 28(2): 331-336.
- Xiao Han, Lü Yong, Wang Tao. Detrended fluctuation analysis to gear's vibration signals and its application in fault classification [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2015, 28(2): 331-336. (in Chinese)



第一作者简介: 姜宏, 男, 1976 年 12 月生, 副教授、硕士生导师。主要研究方向为信号处理与故障诊断。曾发表《LCD 降噪和全矢信息法在不同工况下的齿轮故障诊断中的应用》《《太阳能学报》2017 年第 38 卷第 9 期》等论文。
E-mail: onlyxjhh@xju.edu.cn