

基于全矢 Autogram 的滚动轴承故障诊断方法*

张刘润, 郑近德, 潘海洋, 童靳于

(安徽工业大学机械工程学院 马鞍山, 243032)

摘要 针对滚动轴承单通道信号信噪比较低、不能全面和准确表征故障特征等问题,提出了一种基于全矢谱和自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法。首先,计算互为垂直的两通道振动信号的自相关谱峭度图,得到信号中最佳频带的位置,并提取重构信号;其次,为了保证信号故障信息的全面性和获取精确故障特征信息,计算重构信号的全矢包络谱;最后,分析全矢包络谱中的故障特征进行故障诊断。通过分析仿真信号及实验数据,将所提方法与快速谱峭度和自相关谱峭度图等方法进行了对比,结果表明,所提故障诊断方法能够有效地提取滚动轴承的故障特征频率,提高故障诊断的精确性。

关键词 自相关谱峭度;快速谱峭度;全矢谱;滚动轴承;故障诊断

中图分类号 TH165.⁺³

引言

滚动轴承是旋转机械的核心组成部分,也是最容易发生故障的部分。当滚动轴承发生局部故障时,其在运转过程中,局部故障在每次通过圆周特定位置时都会产生比正常运转时更加强烈的冲击,这些冲击和大量的无关噪声一起组成了非线性、非平稳及非高斯的振动信号^[1]。该信号不仅包含了故障轴承在振动时所产生的所有谐波,而且也包含了大量噪声。

为了减小噪声干扰,突出故障特征频率以提高故障诊断的精度,许多学者提出了基于信号分解的故障处理方法^[2-5]。对于噪声混叠的信号,若能只选取包含丰富故障信号的部分频带进行处理,则可进一步提升故障诊断效果,而如何选取信号最优频带是故障诊断领域中的一大难点。针对此问题,Randall等^[6]提出了谱峭度算法,该算法以峭度为指标,通过计算各个频带峭度值的大小,选取峭度最大的频带作为最优频带。Antoni^[7]提出了两种频带划分方式:①基于短时傅里叶变换,利用短时傅里叶窗口作为划分频带的依据;②基于滤波器组结构的快速谱峭度算法,通过高低通滤波强制分离出指定的频带。Lei等^[8]提出了改进的谱峭度算法,将小波包变换算法与谱峭度算法融合来选取最优频带。但是谱峭度算法在处理信噪比较低的信号时具有局限性,

影响了最优频带的选取精度。文献[9-10]提出了自适应谱峭度算法,基于最大重叠离散小波包变换(maximal overlap discrete wavelet packet transform,简称MODWPT),并通过二叉树结构对频谱进行分割,得到一系列的解调频带,该算法弥补了传统谱峭度算法在处理高噪声信号时所存在的局限性。

轴承在一个截面的不同方向上所发出的同源振动信号存在着差异,受限传统单通道、单方向信号采集方式,仅依赖于单通道和单方向的诊断信号进行故障诊断,往往会存在信息遗漏和缺失的现象^[11]。若能融合不同方向上的同源信号,则可以进一步提升信号所包含的有效信息,提升故障诊断的准确性。全矢谱是一种基于全信息分析的新算法,其可以有效地融合同源双通道信息,增强信号的全面性^[12]。由于这一优点,全矢谱被广泛应用到故障诊断的各个领域中。欧阳贺龙等^[13]将全矢谱与Hilbert算法相融合,提出了全矢包络谱,更全面、更准确地反映了轴承的振动特性。林辉翼等^[14]将快速谱峭度与全矢谱相结合,提高了所提取出的故障特征的准确性。金兵等^[15]将全矢谱和改进的多元经验模态分解相融合处理多通道信号,实验结果证明了全矢谱在提高信息准确度方面的有效性。

基于上述分析,为了提高故障诊断的准确率和全面性,改善传统频带选择方式在处理高噪声信号时的局限性以及单通道信息自身所存在的缺陷,提

* 国家自然科学基金资助项目(51975004);安徽省高校自然科学研究重点资助项目(KJ2019A0053)

收稿日期:2020-09-17;修回日期:2021-01-05

出了一种全矢自相关谱峭度图(full vector Autogram, 简称 FVAutogram)的滚动轴承故障诊断方法。首先,采用 Autogram 算法处理垂直双通道信号,得到最优频带所对应的重构信号;其次,利用全矢包络算法融合双通道重构信号并得到信号包络谱;最后,将所提方法应用于仿真和实验数据分析,结果表明,所提故障诊断方法能够有效地提取滚动轴承的故障特征频率,提高故障诊断的准确性。

1 理论基础

1.1 自相关谱峭度

Autogram 是一种基于无偏自相关的最优频带选取方法,其能够有效地从噪声混叠信号中检测并提取出包含丰富故障特征的频带。

1.1.1 划分频带

在划分频带时, Autogram 根据二叉树结构,采用 MODWPT 划分频带^[16],具体步骤如下。

1) 以设定的母小波函数为基础,将原信号分解为共有 2^j 个不同频带的 j 层信号,提取个频带分解系数,即

$$W_{j,n,t} = \sum_{l=0}^{L-1} r_{n,l} W_{j-1, \lfloor n/2 \rfloor, (t-2^{j-1}-l) \bmod N} \quad (1)$$

$(t=0, 1, \dots, N-1)$

其中: mod 为取余函数; L 为滤波器的长度; N 为维数; n 为随分解层数变化的索引。

若 $n \bmod 4=0$ 或 3 , 则 $r_{n,l}=\{\tilde{g}_l\}$; 若 $n \bmod 4=1$ 或 2 , 则 $r_{n,l}=\{\tilde{h}_l\}$ 。 $\{\tilde{g}_l\}$ 和 $\{\tilde{h}_l\}$ 分别表示最大重叠离散小波包变换的尺度滤波器及小波滤波器。

2) 采用各频带所对应的分解系数对原始信号进行重构,得到重构信号 $\{S_{j0}, S_{j1}, \dots, S_{j_i}\}$ 。

3) 将 MODWPT 作为滤波器应用在整个时域信号中,按照步骤 1 中所确定的频带划分标准,将时域信号分解为在每个分解等级上具有不同频带与中心频率的重构信号。该方法消除了离散小波包变换本身所具有的降采样等缺点,保证了所分解出的每一层都具有相同的时间分辨率^[17-18]。

1.1.2 无偏自相关处理

对所产生的重构信号进行无偏自相关处理,得到新的重构信号。

轴承振动信号的 2 阶循环平稳性可以利用周期性自协方差函数来表述^[19],具体为

$$R_{xx}(t, \tau) = E\{x(t_i - \tau/2)x(t_i + \tau/2)\} \quad (2)$$

$$R_{xx}(t_i, \tau) = R_{xx}(t_i + T, \tau) \quad (3)$$

其中: $E\{\cdot\}$ 为期望值; τ 为延迟因子; T 为信号周期; x 为所确定的重构信号。

以振动信号的包络信号为基础对原信号进行无偏自相关处理,即

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{N-q} \sum_{i=1}^{N-q} X(t_i)X(t_i + \tau) \quad (4)$$

$$\tau = q/f_s \quad (5)$$

其中: X 为重构信号的包络信号; N 为信号总采样点数; $q=0, 1, \dots, N-1$; f_s 为采样频率。

无偏自相关在很大程度上去除了与故障特征无关的噪声,提高了信号的整体信噪比和后续故障诊断的准确度。

1.1.3 检测最佳解调频带

基于无偏自相关处理后的重构信号的峭度来选择最优频带。峭度基本计算公式为

$$\text{kurtosis} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(t_i) - \mu_x)^4}{\left[\sum_{i=1}^N (x(t_i) - \mu_x)^2 \right]^2} \quad (6)$$

其中: $x(t)$ 为被计算峭度值的信号数组; μ_x 为该数组的平均值。

将无偏自相关所计算的结果代入峭度公式中,得出新的峭度方程为

$$\text{kurtosis} = \frac{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} [\hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau))]^4}{\left[\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} [\hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau))]^2 \right]^2} \quad (7)$$

其中: \hat{R}_{xx} 为信号的无偏自相关值。

通过式(7)计算出每个节点的峭度后,选择最大峭度所对应的节点信号。

1.1.4 故障诊断

将傅里叶变换应用到所生成的信号中,生成包络谱,识别故障频率,从而实现轴承故障诊断。

1.2 全矢谱理论

滚动轴承在运转过程中,其转子在各个谐波的相互作用下,以一系列椭圆为涡动轨迹而运动着。根据全矢谱的定义,这些椭圆的长轴称为主振矢,并将主振矢作为转子振动情况的指标;椭圆短轴称为副振矢,并将副振矢作为转子进动方向的指标。

设 $\{x_n\}$ 和 $\{y_n\}$ 分别为方向相互垂直的 x, y 通道采集到的离散信号,长度为 N 。定义复序列 $\{z_n\} = \{x_n\} + j\{y_n\}$, 并将 $\{z_n\}$ 进行傅里叶变换,得到

$\{Z_n\} = \{Z_{Rn}\} + j\{Z_{In}\}$, 由傅里叶变换的性质可得

$$\begin{cases} R_{an} = \frac{1}{2N} [|Z_n| + |Z_{N-n}|] \\ R_{bn} = \frac{1}{2N} [|Z_n| - |Z_{N-n}|] \\ \operatorname{tg} 2\alpha_n = \frac{Z_{In} Z_{R(N-n)} - Z_{Rn} Z_{I(N-n)}}{Z_{Rn} Z_{R(N-n)} + Z_{In} Z_{I(N-n)}} \\ \operatorname{tg} \varphi_n = \frac{Z_{In} + Z_{I(N-n)}}{Z_{Rn} + Z_{R(N-n)}} \end{cases} \quad (8)$$

$(n = 0, 1, \dots, N/2 - 1)$

其中: R_{an} 为主振矢; R_{bn} 为副振矢; α_n 为副振矢与 x 轴的夹角; φ_n 为椭圆轨迹的初相位角。

由式(8)可以得出同源双通道信号进行全矢融合之后的主振矢, 根据概念, 当前的主振矢图相当于融合信号的傅里叶频谱图, 为了更加明显地将故障特征频率凸显出来, 再将 Hilbert 解调算法代入到全矢融合算法中, 具体流程如下。

1) 在获得同一截面的同源双通道信号 $\{x_n\}$ 和 $\{y_n\}$ 后, 分别对其进行 Hilbert 变换得到解析信号 $\{\tilde{x}_n\}$ 和 $\{\tilde{y}_n\}$, 并构成复解析信号 $\{x_n^F\}$ 和 $\{y_n^F\}$ 的实部和虚部, 即

$$\begin{cases} x_n^F = x_n + j\tilde{x}_n \\ y_n^F = y_n + j\tilde{y}_n \end{cases} \quad (9)$$

2) 对复解析信号进行包络处理得到

$$\begin{cases} |x_n^F| = \sqrt{x_n^2 + \tilde{x}_n^2} \\ |y_n^F| = \sqrt{y_n^2 + \tilde{y}_n^2} \end{cases} \quad (10)$$

3) 将原 x 和 y 双通道信号经处理后得到的 $\{|x_n^F|\}$ 和 $\{|y_n^F|\}$ 代入全矢谱算法, 从而得到基于全矢谱的主振矢的 Hilbert 解调谱, 称为全矢包络谱。

2 基于全矢 Autogram 的滚动轴承故障诊断方法

根据上述理论, 提出的基于 FVAutogram 滚动轴承故障诊断方法步骤如下:

1) 采集滚动轴承同一截面上的同源双通道信号, 分别计算其 Autogram 图;

2) 根据 Autogram 谱图确定信号最优频带所在位置, 并分别对 2 个通道最优频带内信号进行重构和滤波;

3) 对得到的双通道滤波信号分别进行 Hilbert 变换, 并将原滤波信号和 Hilbert 信号构成如式(9)所示的解析信号;

4) 将解析信号分别做包络处理, 并将得到包络

信号代入到全矢谱算法中, 得到全矢包络谱;

5) 从全矢包络谱中读取故障特征, 判断故障类型。

基于全矢 Autogram 的滚动轴承故障诊断方法流程如图 1 所示。

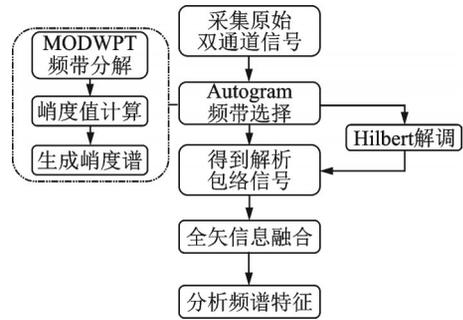


图 1 基于全矢 Autogram 的滚动轴承故障诊断方法流程图
Fig.1 Flow chart of the fault diagnosis method of rolling bearing based on Autogram of full vector spectrum

3 仿真信号分析

为了证明本研究方法的有效性, 采用文献[20]给出如式(11)所示的滚动轴承模拟故障信号对其进行验证, 并将其与基于快速谱峭度的全矢包络谱和单通道 Autogram 谱进行对比。

$$\chi_{\text{REB}, i}^s [t] = \left(Q_{\text{REB}} [\theta(t)] \sum_i N [\mu, \sigma] \delta [t - T_i] \right) * h [t] \quad (11)$$

其中: Q_{REB} 为调制函数; N 为正态函数; δ 为冲击函数; $h [t]$ 为冲击响应函数; $*$ 表示卷积。

表 1 为模拟故障信号具体参数设置。为了模拟同一截面所采集到的信号为同源双通道信号, 分别对原始滚动轴承模拟故障信号加入两组信噪比为 -2 dB 的随机噪声, 从而获得一组滚动轴承同源双

表 1 轴承模拟故障信号参数设置

Tab.1 Parameter setting of bearing simulation fault signal

参数	数值	参数	数值
采样频率/Hz	10 240	接触角/(°)	0
每转采样点数	2 500	冲击间隔弧度/rad	0.02
总转数	500	正态函数均值	200
起始转频/Hz	20	正态函数标准差	10
终止转频/Hz	20	周期调制	1
轴承滚子个数	9	双冲击幅值/(m·s ⁻²)	1
轴承内径/mm	30	原始共振频率/Hz	3 500
轴承外径/mm	62	阻尼系数/%	7
故障特征频率/Hz	133		

通道模拟故障信号,滚动轴承模拟故障信号时域波形图如图 2 所示。为了验证所提方法的有效性,分别对模拟故障信号的包络谱和全矢包络谱、经过快速谱峭度滤波后的模拟故障信号包络谱和全矢包络谱以及经过 Autogram 滤波后的模拟故障信号包络谱和全矢包络谱的效果图进行对比。

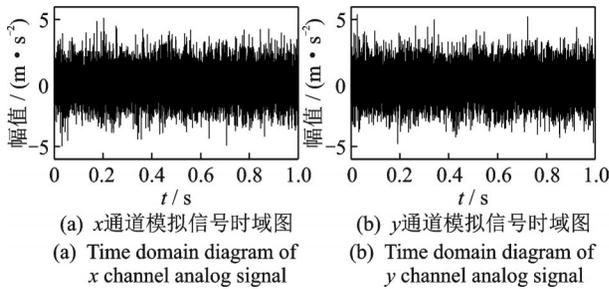


图 2 滚动轴承模拟故障信号时域波形图

Fig.2 Time-domain waveform diagram of simulated fault signal of rolling bearing

首先,直接分析实测信号的包络谱以及全矢包络谱,滚动轴承模拟故障信号包络谱及其全矢包络谱如图 3 所示。由图 3(a,b)可知:原始信号包络谱中故障特征频率被噪声掩盖,并不明显;x 通道滚动轴承模拟故障信号中仅有故障特征 2 倍频 $2f_i$ 明显,故障特征频率 f_i 被噪声信号淹没;y 通道滚动轴承模拟故障信号虽然能找出故障特征频率及其倍频,但也并不明显。由图 3(c)全矢包络谱可知,虽然与单一通道包络谱相比,故障特征 2 倍频 $2f_i$ 的幅值明显提高,但是由于噪声干扰过大,故障诊断效果并无明显改善。

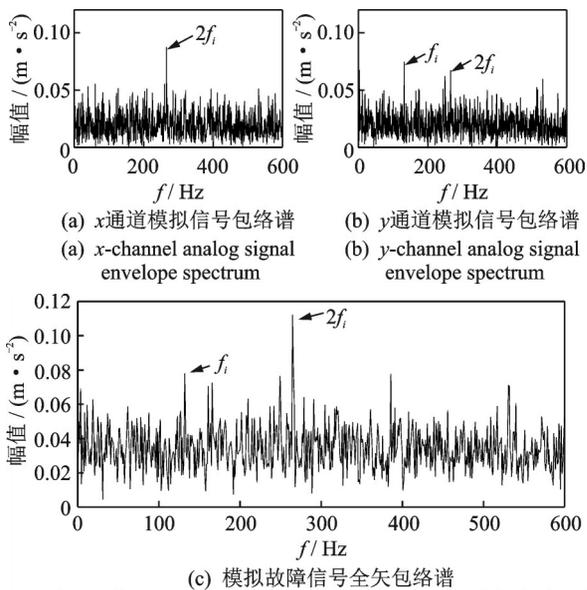


图 3 滚动轴承模拟故障信号包络谱及其全矢包络谱

Fig.3 The envelope spectrum of the simulated fault signal of rolling bearing and its full vector envelope spectrum

其次,采用快速谱峭度算法对模拟信号进行分析以选择最优频带,在得到最优频带所对应的滤波信号后,对双通道滤波信号进行包络谱分析,并采用全矢包络算法融合双通道滤波信号以得到全矢包络谱。滚动轴承模拟故障信号快速谱峭度图如图 4 所示。由图可知:经过快速谱峭度算法处理后,x 通道滚动轴承模拟故障信号所选择出的最优频带在 2.6 层,带宽为 853 Hz 且中心频率为 426 Hz;y 通道滚动轴承模拟故障信号所选择出的最优频带在 4 层,带宽为 320 Hz 且中心频率为 4 960 Hz。这二者与滚动轴承模拟故障信号构造时所设定的 3 500 Hz 的中心频率都有着较大的差别。

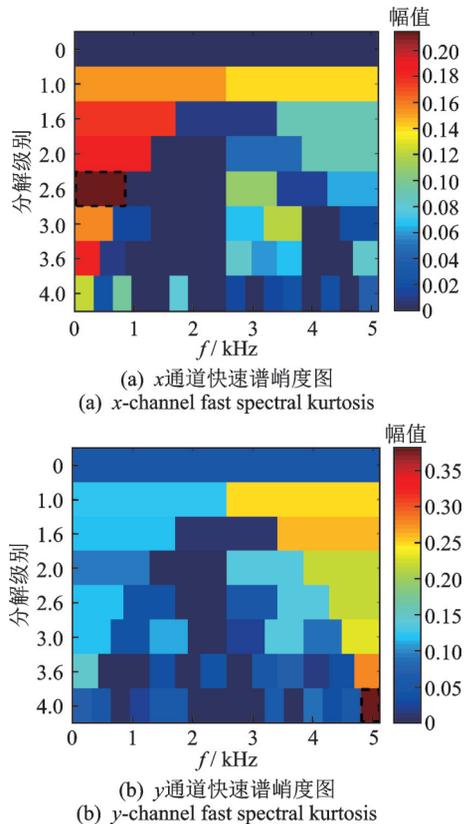


图 4 滚动轴承模拟故障信号快速谱峭度图

Fig.4 Fast spectrum kurtosis diagram of simulated fault signal of rolling bearing

图 5 为滚动轴承模拟故障信号经快速谱峭度图滤波后的包络谱及全矢包络谱。由图可知,经过快速谱峭度滤波之后的滚动轴承模拟故障信号包络谱相较于滤波前,故障诊断效果明显下降,其主要原因为快速谱峭度算法在选择频带时不准确,没有选择出包含丰富故障特征的频带所造成,这一结果也验证了快速谱峭度在处理低信噪比信号时的局限性。

最后,采用本研究方法对仿真信号进行分析,即先用 Autogram 算法对模拟信号进行分析计算重构

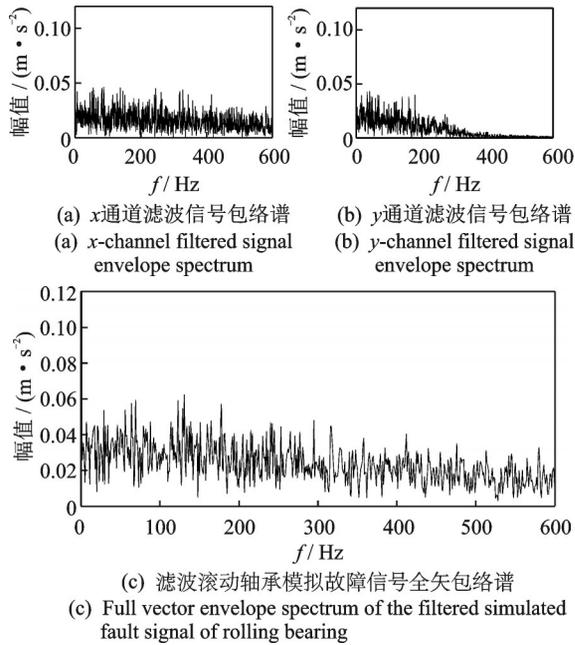


图 5 滚动轴承模拟故障信号经快速谱峭度图滤波后的包络谱及全矢包络谱

Fig.5 Envelope spectrum and full vector envelope spectrum of rolling bearing simulated fault signal filtered by fast spectral kurtosis diagram

信号峭度值以选择最优频带,在得到最优频带所对应的滤波信号后,对双通道滤波信号进行包络谱分析,并采用全矢包络算法融合双通道滤波信号以得到全矢包络谱。滚动轴承模拟故障信号的 Autogram 图及经 Autogram 滤波后的包络谱和全矢包络谱分别如图 6,7 所示。由图 6 可知:经过 Autogram 算法处理后, x 通道模拟故障信号所选择出的最优频带在 3 层,带宽为 640 Hz 且中心频率为 3 520 Hz; y 通道模拟故障信号所选择出的最优频带也在 3 层,带宽为 640 Hz 且中心频率为 3 520 Hz。由 Autogram 所选择出的频带的中心频率与在构造滚动轴承模拟故障信号时所设定的 3 500 Hz 的中心频率十分接近。

由图 7(a, b) 可知,经过 Autogram 算法滤波之后, x, y 通道信号的故障特征频率表现比较明显,在双通道信号各自的包络谱中均能找到对应故障特征频率 f_i 及其 2 倍频 $2f_i$ 和 3 倍频 $3f_i$,但是在 x 通道模拟信号的包络谱中,故障特征 3 倍频 $3f_i$ 并不突出,同样在滤波之后的 y 通道模拟信号的包络谱中,故障特征 2 倍频 $2f_i$ 也不突出。这一现象反映了 Autogram 本身无法解决采集信号时故障信息遗漏的问题。由图 7(c) 可知,经过全矢包络算法融合之后,有效地弥补了 x 通道中故障特征 3 倍频 $3f_i$ 和 y 通道信号中故障特征 2 倍频 $2f_i$ 的缺失,通过对比,其诊断效果明

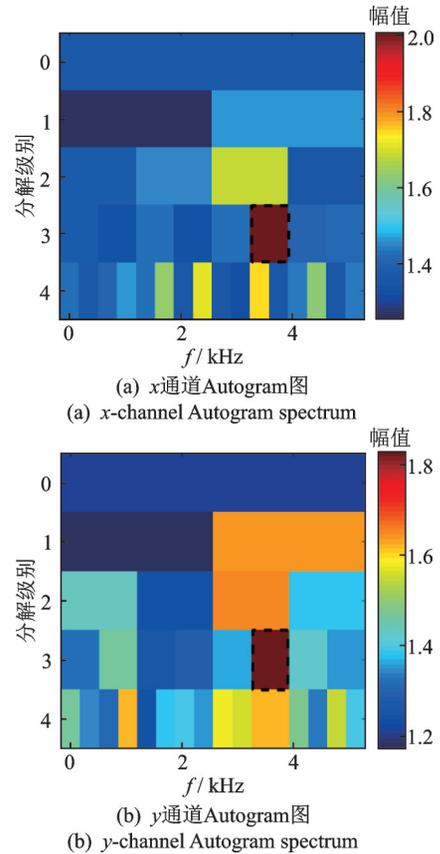


图 6 滚动轴承模拟故障信号 Autogram 图

Fig.6 Autogram diagram of simulated fault signal of rolling bearing

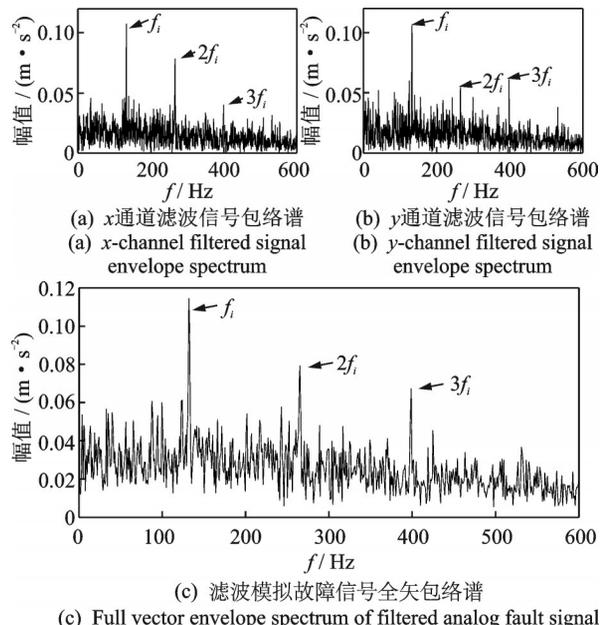


图 7 滚动轴承模拟故障信号经 Autogram 滤波后的包络谱及全矢包络谱

Fig.7 Envelope spectrum and full vector envelope spectrum of the simulated fault signal of rolling bearing after Autogram filtering

显优于基于快速谱峭度的全矢包络谱和单通道 Autogram,证明了笔者所提方法的有效性。

4 实验分析

图 8 为滚动轴承模拟故障实验台及故障轴承。为了验证笔者所提故障诊断方法的实用性和有效性,将其应用到滚动轴承故障实测信号中。实验数据来自安徽工业大学自制滚动轴承模拟故障实验台,如图 8(a)所示。将 2 号传感器所采集到的信号记为 x 通道信号,1 号传感器所采集到的信号记为 y 通道信号。实验轴承型号为 6206-2RS1 SKF,滚子个数为 9,内径为 30 mm,外径为 62 mm。使用线切割技术对轴承进行切割。选取滚动轴承内圈切割深度为 0.4 mm 的故障进行实验,如图 8(b)所示。实验过程中,设置载荷为 5 kN,实际转速为 300 r/min,采样频率为 10 240 Hz,采样时间为 20 s,经计算,故障特征频率 $f_i = 27.15$ Hz。实测信号时域图如图 9 所示。

笔者将分别对实测信号的包络谱和全矢包络谱、经过快速谱峭度滤波后的包络谱和全矢包络谱以及经过 Autogram 滤波后的包络谱和全矢包络谱的效果图进行分析并对比。

首先,直接分析实测信号的包络谱以及全矢包络谱,实测信号的包络谱及其全矢包络谱如图 10 所示。由图 10(a,b)可知,故障特征频率 f_i 及其 2 倍频 $2f_i$ 突出,但是受原始信号存在的噪声影响,故障特征 3 倍频 $3f_i$ 并不明显。由图 10(c)可知,经过全矢包络算法融合后,虽然故障特征频率 f_i 及其 2 倍频 $2f_i$



(a) Rolling bearing simulation failure test bench



(b) Failure bearing of inner ring

图 8 滚动轴承模拟故障实验台及故障轴承
Fig.8 Rolling bearing simulation failure test bench and failed bearing

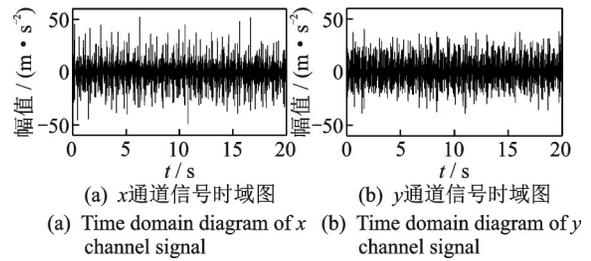
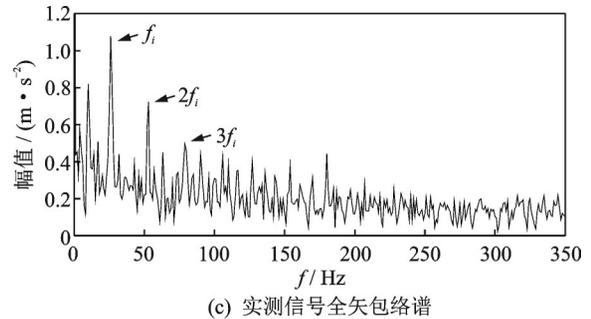
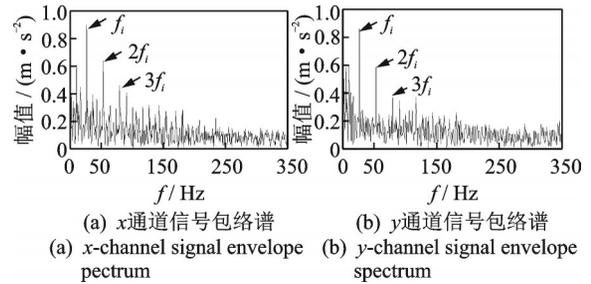


图 9 实测信号时域图

Fig.9 Time domain diagram of measured signal



(c) Full vector envelope spectrum of measured signal

图 10 实测信号包络谱及其全矢包络谱

Fig.10 The measured signal envelope spectrum and its full vector envelope spectrum

的幅值得到了明显提高,但是由于双通道信号本身的噪声过大,故障特征 3 倍频 $3f_i$ 并没有得到较好的增强。

其次,采用快速谱峭度算法对实测信号进行分析。实测信号快速谱峭度图及经快速谱峭度谱滤波后的包络谱和全矢包络谱分别如图 11,12 所示。由图 11 可知:经过快速谱峭度算法处理后, x 通道信号所选择出的最优频带在 1.6 层,带宽为 1 706 Hz 且中心频率为 2 560 Hz; y 通道信号所选择出的最优频带在 2.6 层,带宽为 853 Hz 且中心频率为 1 280 Hz。

由图 12(a,b)可知:对于具有较高信噪比的 x 通道信号,快速谱峭度算法展现出了良好的效果,滤波后的 x 通道信号包络谱中的故障特征频率 f_i 及其 2 倍频 $2f_i$, 3 倍频 $3f_i$ 和 4 倍频 $4f_i$ 都清晰可见;对于信噪比较低的 y 通道信号,快速谱峭度算法暴露出了其局限性,由于快速谱峭度算法所选择出的频带不准确,导致滤波之后造成了大量的故障特征缺失,这

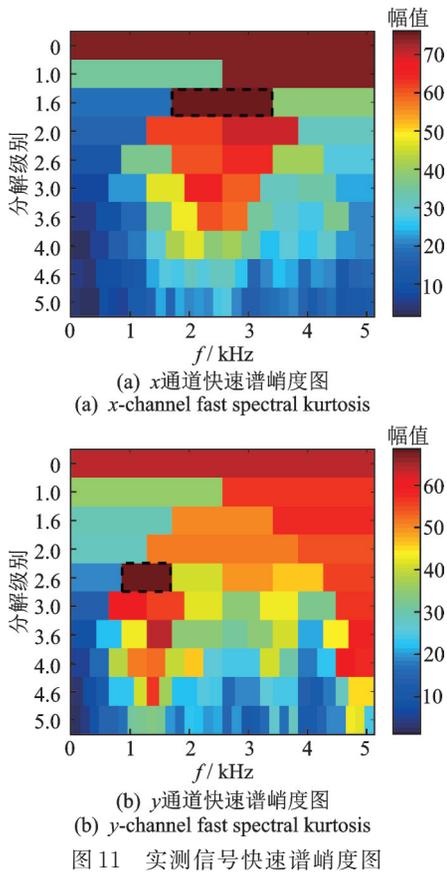


图11 实测信号快速谱峭度图

Fig.11 Fast spectral kurtosis diagram of measured signal

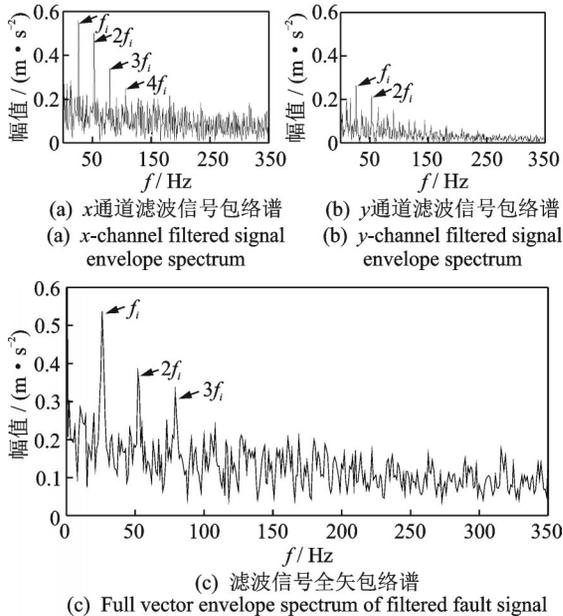


图12 实测信号经快速谱峭度谱滤波后的包络谱及全矢包络谱

Fig.12 The envelope spectrum and the full vector envelope spectrum of the measured signal after the fast spectral kurtosis spectrum filtering

一结果也造成了图12(c)全矢包络谱中的故障特征频率虽然相较于整体滤波前故障特征更加明显,但却没有起到理论上的效果。

最后,采用本研究方法对实测信号进行分析,实测信号 Autogram 图及经 Autogram 谱滤波后的包络谱和全矢包络谱分别如图13,14所示。由图13可知:经过 Autogram 算法处理后,x通道信号所选择出的最优频带在3层,带宽为640 Hz且中心频率为2 240 Hz;y通道信号所选择出的最优频带也在3层,带宽为640 Hz且中心频率为4 800 Hz。

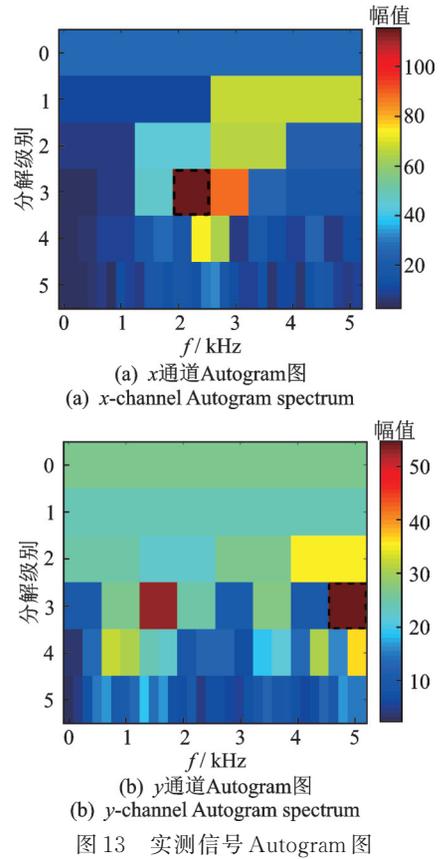


图13 实测信号 Autogram 图

Fig.13 Autogram diagram of the measured signal

由图14(a,b)可知:对于信噪比高的x通道信号,Autogram算法体现出了不亚于快速谱峭度算法的效果,经过 Autogram 滤波后的x通道信号包络谱中的故障特征频率 f_i 及其2倍频 $2f_i$,3倍频 $3f_i$ 和4倍频 $4f_i$ 都清晰可见;对于信噪比较低的y通道信号,经 Autogram 算法处理后的y通道信号包络谱的诊断效果要明显优于经快速谱峭度算法处理后的y通道信号包络谱,进一步证明了 Auogram 算法在处理高噪声、低信噪比信号的优越性。由图14(c)可知,经过全矢包络算法融合后,在全矢包络谱中,不仅故障特征频率 f_i 及其2倍频 $2f_i$,3倍频 $3f_i$ 的幅值得到增强,而且4倍频 $4f_i$ 更加突出。通过对比,所提方法诊断效果明显优于基于快速谱峭度的全矢包络谱和单通道 Autogram,证明了笔者所提方法的有效性。

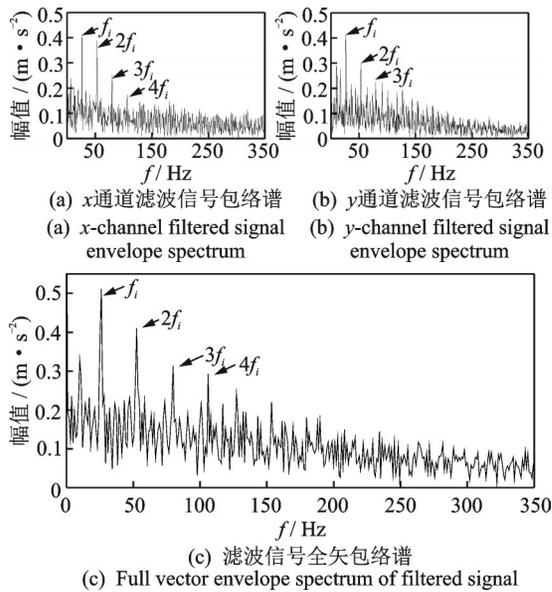


图14 实测信号 Autogram 滤波后的包络谱及全矢包络谱
Fig.14 Envelope spectrum and full vector envelope spectrum of the measured signal after Autogram filtering

5 结 论

1) 与快速谱峭度法对比,所提方法能够有效降低噪声对频带选取的影响,准确检测到包含丰富故障特征信息的最优频带,在其最优频带所对应的信号包络谱中,故障特征明显,整体效果优于快速谱峭度方法。

2) 与单通道 Autogram 相比,所提全矢方法融合了多个通道的故障信息,改善单通道信号本身所存在的信息遗漏问题,故障特征更加明显,故障检测效果提高。

3) 所提方法在信噪比较低和非高斯噪声干扰情况下仍能够准确检测到合适的最优频带,且对于单通道信号本身存在的信息遗漏问题也有明显的改善,所得到的故障特征更加明显。但是该方法也存在不足,如在融合信号时,虽然增强了故障特征频率,但无关噪声频率也同时得到了增强,该问题仍需进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 荆双喜,杨鑫,冷军发,等. 基于改进 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障特征提取[J]. 机械传动, 2016, 40(4): 125-128.
JING Shuangxi, YANG Xin, LENG Junfa, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improved EMD and spectrum kurtosis[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(4): 125-128.(in Chinese)
- [2] 郑近德,潘海洋,程军圣,等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 125-136.
- [3] 郑近德,潘海洋,程军圣. 均值优化经验模态分解及其在转子故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2018, 54(23): 93-101.
ZHENG Jinde, PAN Haiyang, CHENG Junsheng. Mean-optimized empirical mode decomposition and its application in rotor fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(23): 93-101.(in Chinese)
- [4] 程珩,励文艳,权龙,等. 基于 VMD-MDE 和 ELM 的柱塞泵微弱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(4): 635-642.
CHENG Heng, LI Wenyang, QUAN Long, et al. Weak fault diagnosis of axial piston pump based on VMD-MDE and ELM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 635-642.(in Chinese)
- [5] 李宏坤,侯梦凡,唐道龙,等. 基于 POVMD 和 CAF 的低转速齿轮箱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(1): 35-42.
LI Hongkun, HOU Mengfan, TANG Daolong, et al. Low speed gearbox fault diagnosis based on POVMD and CAF[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(1): 35-42.(in Chinese)
- [6] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Process, 2011, 25: 485-520.
- [7] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Process, 2006, 20(2): 282-307.
- [8] LEI Y G, LIN J, HE Z, et al. Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 25(5): 1738-1749.
- [9] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [10] 王兴龙,郑近德,潘海洋,等. 基于 MED 和自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(18): 118-124.
WANG Xinglong, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on minimum entropy deconvolution and Autogram[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(18): 118-124.(in Chinese)

- nese)
- [11] 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)
- [12] 巩晓赞. 基于全矢谱的非平稳故障诊断关键技术研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2013.
- [13] 欧阳贺龙, 陈宏, 韩捷, 等. 基于全矢谱和 Hilbert 包络解调的滚动轴承故障诊断[J]. 机床与液压, 2016, 44(11): 173-175, 148.
OYANG Helong, CHEN Hong, HAN Jie, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on vector spectrum and Hilbert demodulation[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2016, 44(11): 173-175, 148. (in Chinese)
- [14] 林辉翼, 郝伟, 郝旺身, 等. 快速谱峭度与全矢谱结合的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2019(9): 5-8.
LING Huiyi, HAO Wei, HAO Wangshen, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on fast kurtogram and full vector spectrum[J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(9): 5-8. (in Chinese)
- [15] 金兵, 马艳丽, 李凌均, 等. 基于全矢 NA-MEMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2017, 45(19): 189-193, 198.
JIN Bing, MA Yanli, LI Lingjun, et al. Method of fault diagnosis for rolling bearing based on full vector nose assisted multivariate EMD[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(19): 189-193, 198. (in Chinese)
- [16] 杨宇, 杨丽湘, 程军圣. 基于 MODWPT 的包络阶次谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2010, 31(10): 1380-1385.
YANG Yu, YANG Lixiang, CHENG Junsheng. Application of the envelope order spectrum based on the maximal overlap discrete wavelet packet transform to the roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2010, 31(10): 1380-1385. (in Chinese)
- [17] SARAVANAN N, RAMACHANDRAN K I. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN) [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4168-4181.
- [18] ZHANG T, CHEN W Z, LI M Y. Classification of inter-ictal and ictal EEGs using multi-basis MODWPT, dimensionality reduction algorithms and LS-SVM: a comparative study[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 47: 240-251.
- [19] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. Mechanical Systems and Signal Process, 2001, 15(5): 945-962.
- [20] BUZZONI M, D'ELIA G, COCCONCELLI M. A tool for validating and benchmarking signal processing techniques applied to machine diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 139: 1-24.



第一作者简介: 张刘润, 男, 1998年10月生, 硕士生。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断。

E-mail: 874465447@qq.com

通信作者简介: 郑近德, 男, 1986年3月生, 博士、教授、博士生导师。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、非平稳信号处理、模式识别及非线性动力学。

E-mail: lqdlzheng@126.com

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管, 南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办, 是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献, 包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等, 不拘泥于行业和测试项目。

本刊为 EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊, 双月刊, 每逢双月末出版, 每本定价 30 元, 全年 180 元。欢迎订阅和投稿, 欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址: 南京市御道街 29 号 邮政编码: 210016 电话: (025)84893332

邮发代号: 28-239 E-mail: qchen@nuaa.edu.cn 网址: http://zdc.nuaa.edu.cn