

基于CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取^{*}

王冉¹, 曹徐¹, 张军武¹, 余亮^{2,3,4}

(1. 上海海事大学物流工程学院 上海, 201306)

(2. 西北工业大学民航学院 西安, 710072)

(3. 上海飞机设计研究院大型客机集成技术与模拟飞行全国重点实验室 上海, 201210)

(4. 强度与结构完整性全国重点实验室 西安, 710065)

摘要 针对单一传感器获取表征轴承故障的信息有限,且易受背景噪声干扰的问题,提出一种基于张量正则多元(canonical polyadic,简称CP)分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法。首先,基于稳定工况下轴承故障脉冲信号的循环平稳特性,采用循环谱相关(spectral correlation,简称SC)分析方法将多通道测量信号分别转换至循环SC域中;其次,将多通道循环SC矩阵按照频率、循环频率与通道索引构建张量;然后,采用CP分解对故障信息张量进行提取,并将提取的故障特征张量在通道中取均值,得到可有效表征故障特征的循环SC矩阵;最后,使用设计的滤波器和增强包络谱(enhanced envelope spectrum,简称EES)进一步增强故障特征的循环SC矩阵,并通过仿真和实验验证所提方法的有效性。结果表明:所提方法可从较强背景噪声干扰的轴承故障信号中准确有效地提取微弱故障特征。

关键词 张量;特征提取;轴承故障;谱相关;CP分解;增强包络谱

中图分类号 TH133.33

引言

滚动轴承是旋转机械的重要组成部分,其故障是机器损坏的主要原因之一^[1-2],轴承设备的健康状态监测及故障诊断对机械安全稳定运行至关重要。在工程中,滚动轴承早期故障脉冲信号常被背景噪声和其他部件的信号所干扰,导致故障特征提取困难。因此,从被噪声干扰的轴承测量信号中精准提取微弱故障特征,对于轴承故障诊断与设备维护十分重要^[3-4]。

轴承故障特征提取首先需要获取故障源信号,特别是需要采集振动信号^[5-6]。从原始信号中分离故障分量是国内外相关领域的研究热点之一。常用的信号分解方法包括小波包变换、稀疏分解、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,简称EEMD)和变分模态分解等。稳定工况下的轴承故障脉冲信号具有循环平稳特性,Antoni^[7]根据该特性提出了一系列基于循环平稳信号的轴承故障特征提取方法。其中,SC分析是一种用于估计滚动轴承二阶循环平稳性的经典方法^[8]。虽然循环谱分析可在一定程度上消除随机噪声,但当轴承故障信号较为微弱时,SC矩阵中的故障特征仍受到噪声污染,导致故障特征难以被有效提取。

在滚动轴承故障早期阶段,故障冲击较为微弱,早期微弱故障特征会被谐波及环境干扰噪声所淹没。针对这一问题,崔玲丽等^[9]提出了基于改进奇异值分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法,在强干扰条件下实现轴承微弱故障特征提取。

张量可充分对更高维度的数据进行挖掘^[10],目前已广泛应用于图像处理领域^[11-12]。Hu等^[13]按照通道顺序构建张量,使用高阶奇异值分解多通道传感器的时频矩阵,从被噪声污染的高维张量中提取出低维的目标信号张量。Ge等^[14]提出了一种基于广义非凸优化的改进张量鲁棒主成分分析方法,用于强噪声下弱故障特征幅值能量的有效保持。上述研究为高阶张量在故障诊断领域的应用拓展提供了思路。

在工业应用中,同一测量点上不同传感器采集的轴承故障脉冲往往具有相关性^[14],这使得多个传感器采集的故障信号具有一致特征。本研究在上述研究的基础上,将循环平稳分析方法与张量CP分解相结合,提出基于张量CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法。通过循环SC将轴承信号转换至SC域中,使用多通道SC矩阵构建张量。使用CP分解对故障特征张量进行分解,从中提取故障特征分量。按照通道方向对提取的故障特征张量取均值,得到

* 国家自然科学基金资助项目(51505277, 12474464)

收稿日期:2022-10-19;修回日期:2023-03-07

故障特征SC,并使用构建的滤波器对提取的故障特征SC进行增强。采用构建的EES识别求解得到的故障类型,并通过仿真和实验验证所提方法在微弱故障特征提取中的优越性和抑制噪声的有效性。

1 理论与模型基础

1.1 滚动轴承振动信号模型

稳定工况下,测量的轴承振动信号 $y(t) \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 可表示为

$$y(t) = x(t) + n(t) = \sum_{i=1}^M A_i s(t - iT - \delta_i) + n(t) \quad (1)$$

其中: $x(t) \in \mathbb{R}^{N \times 1}$,为由局部缺陷引起的轴承故障脉冲信号; $n(t) \in \mathbb{R}^{N \times 1}$,为加性高斯噪声; t 为时间变量; T 为轴承故障脉冲信号的周期; $A_i = \cos(2\pi f_A t + \varphi_A) + C_A$,为第*i*次冲击的幅度, φ_A 和 C_A 分别为轴承调幅的初始相位和偏置; $s(t) = e^{-Zt} \sin(2\pi \beta t + \varphi_w)$, Z 为共振衰减系数, β 为与轴承或系统相关的共振频率; δ_i 为微小波动,通常为1%~2%,用以模拟滚动元件的随机滑动。

1.2 循环SC

滚动轴承振动脉冲信号具有二阶循环平稳特性,SC可将轴承振动信号分解为载频和循环频率,有助于识别故障特征^[15]。循环SC可通过对循环自相关函数关于时间和时延变量进行双傅里叶变换得到,即

$$S_x(\alpha, f) = \int R_x(\tau, \alpha) e^{-j2\pi f\tau} d\tau = \iint R_x(t, \tau) e^{-j2\pi(\alpha t + f\tau)} dt d\tau \quad (2)$$

其中: τ 为时延; $R_x(t, \tau)$ 为 $x(t)$ 的循环自相关函数; α 为循环频率; j 为虚数单位; f 为频率。

通过SC计算将一维信号 $x(t)$ 转化为二维 $f-\alpha$ 谱图,采用循环谱分析算法将信号展开到二维谱图上,以捕捉周期脉冲。尽管SC可有效提取轴承故障特征,但在轴承运行时,故障特征混合在背景噪声中,难以辨别。因此,需要从循环SC域中提取故障特征。

2 故障特征提取原理与方法

2.1 故障特征张量构建

数学中张量是矩阵的高维延伸,张量的阶表示维数,当三阶张量某个维度的索引被固定时,将得到张量的子集。例如,将三阶张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$ 的 N_3 索引固定,将得到一个矩阵,此时这个矩阵被称为前向切片。图1为三阶张量示意图。

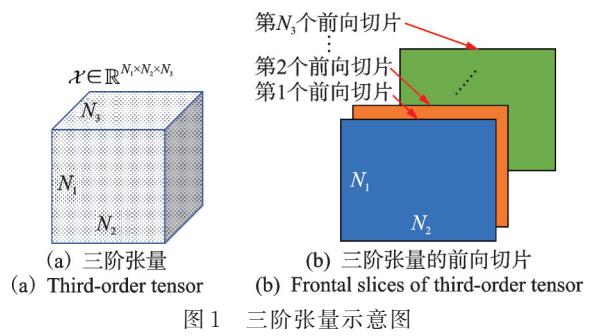


Fig.1 Schematic diagram of third-order tensor

将每个通道传感器采集信号的SC作为一个前向切片,将前向切片按照通道数进行排列,按照频率—循环频率—通道的顺序构建成张量。本节以3个通道传感器为例,分别仿真3段内圈故障的时域信号。图2为仿真的3通道轴承内圈故障脉冲信号。为模拟不同传感器采集数据的差异,3个通道的信号幅值均为随机生成。

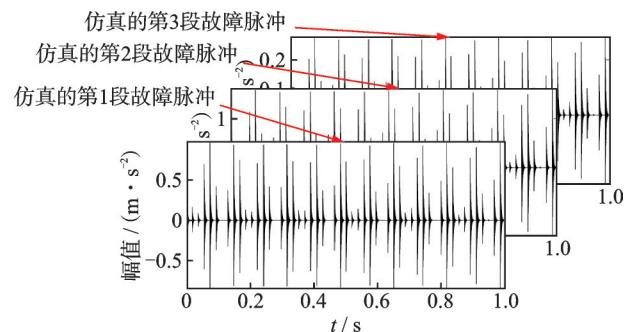


图2 仿真的3通道轴承内圈故障脉冲信号

Fig.2 Fault pulse signals of simulated 3 channels bearing inner ring

分别计算仿真的3个通道采集的相同时间范围内3段时域信号的SC矩阵,将每组数据得到的SC矩阵作为一个前向切片,组成一个三阶张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$ 。其中, N_1, N_2, N_3 分别为频率 f 、循环频率 α 、通道索引 N_3 。图3为3通道轴承内圈故障仿真信号SC构建的张量。

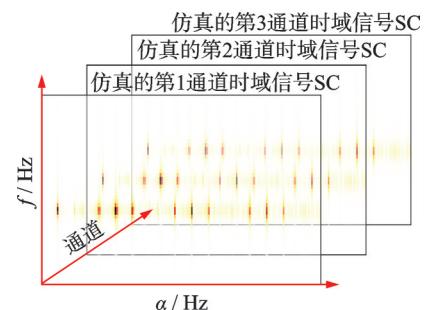


图3 3通道轴承内圈故障仿真信号SC构建的张量

Fig.3 Constructed tensor by inner circle fault signal SC from simulated 3 channels

对上述仿真的第1通道计算得到的SC矩阵进行奇异值分解,SC奇异值分布如图4所示。奇异值分布中第1个奇异值占比较大,表明轴承故障特征的SC矩阵具有较强的低秩性,其秩近似为1。因此,可近似使用秩一张量对故障特征张量进行表征。

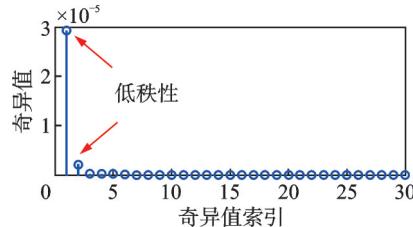


图4 SC 奇异值分布
Fig.4 Singular value distribution of SC

令 $\mathcal{Y} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$ 表示 $y(t)$, 经式(2)计算后得到的SC矩阵作为前向切片构建成张量 \mathcal{Y} , 根据式(1), \mathcal{Y} 可分解为

$$\mathcal{Y} = \mathcal{X} + \mathcal{N} \quad (3)$$

其中: $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$, 为故障信号 $x(t)$ 的SC按照多通道组建的故障特征张量; $\mathcal{N} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$, 为 $n(t)$ 的SC按照多通道组建的噪声张量。

2.2 张量CP分解

CP分解可将三阶张量分解为 P 个秩一张量的线性组合,即

$$\mathcal{Y} = \sum_{p=1}^P \mathbf{a}_p \circ \mathbf{b}_p \circ \mathbf{c}_p \quad (4)$$

其中: $\mathbf{a}_p, \mathbf{b}_p, \mathbf{c}_p$ 分别为3个向量; \circ 表示外积; P 为CP分解得到的秩一张量个数。

因子矩阵 $A = [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \cdots \ \mathbf{a}_P] \in \mathbb{R}^{N_1 \times P}$, 表示 \mathcal{Y} 在这个维度的主成分信息, 因子矩阵 B 和因子矩阵 C 同理。式(4)可写为

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{(1)} = A(C \odot B)^T \\ \mathbf{Y}_{(2)} = B(C \odot A)^T \\ \mathbf{Y}_{(3)} = C(B \odot A)^T \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{Y}_{(1)}, \mathbf{Y}_{(2)}, \mathbf{Y}_{(3)}$ 分别为张量 \mathcal{Y} 的模-1、模-2、模-3矩阵化; \odot 为Khatri-Rao积。

CP分解的核心任务是求解最佳因子矩阵 A, B 和 C , 在对提取的故障特征张量 \mathcal{X} 的秩进行约束的同时, 尽可能缩小噪声张量 \mathcal{N} 的 F 范数, 即

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{X}} \|\mathcal{Y} - \mathcal{X}\|_F = \operatorname{argmin}_{A, B, C} \|\mathbf{Y}_{(1)} - A(C \odot B)^T\|_F \quad (6)$$

其中: \mathcal{X} 为只包括故障特征的多通道SC矩阵按照通道顺序组建的张量。

上述优化问题可使用交替最小二乘算法进行求解, 算法求解流程如图5所示。

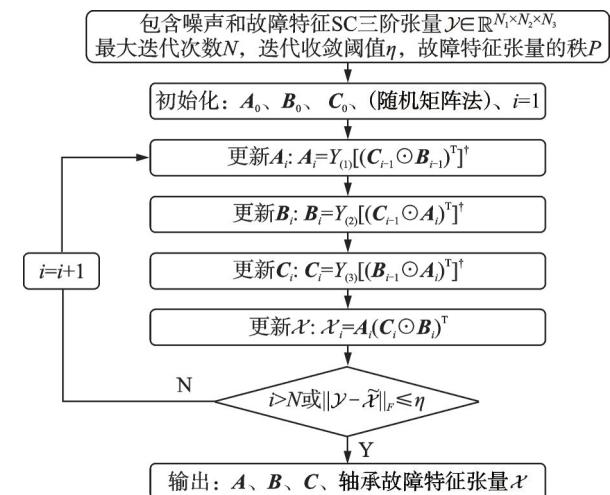


图5 算法求解流程

Fig.5 Solution process of algorithm

2.3 滚动轴承故障特征增强

上文中算法提取的故障特征 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$ 仍为张量, 为更好地对故障类型进行识别, 对故障特征 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$ 沿通道方向取平均, 得到多通道平均SC矩阵 $X \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2}$, 即

$$X(u, k) = \frac{1}{N_3} \sum_{p=1}^{N_3} \mathcal{X}(u, k, p) \quad (7)$$

为增强由图5中算法分离得到的轴承故障特征, 构建用于增强SC的滤波器, 即

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & (|X(u, v)| > \epsilon |G(v)|) \\ 0 & (|X(u, v)| \leq \epsilon |G(v)|) \end{cases} \quad (8)$$

其中: $X(u, v)$ 为SC矩阵的第 u 行, $u=1, 2, \dots, m$; $G(v)$ 为SC矩阵中方差最小的行; ϵ 为控制 $X(u, v)$ 和 $G(v)$ 之间增益比的参数。

为对滤波后的故障特征进行进一步增强, 构建用于检测SC中循环阶次的EES, 即

$$S_x^{\text{EES}}(\alpha) = \frac{1}{f_2 - f_1} \int_{f_1}^{f_2} |E(\alpha, f)| df \quad (9)$$

其中: $E(\alpha, f)$ 为经过滤波器增强的SC; f_1, f_2 分别为SC中谱频率的上界、下界。

2.4 频率分量指标

为量化特征提取性能, 采用频率分量指标(frequency component indicator, 简称FCI)来衡量特征提取方法的有效性。本研究中FCI定义为前3阶特征频率及其边带幅度之和占整个包络谱中幅度之和

的比例,即

$$FCI = \frac{\sum_{q=1}^3 [EES(qf_{\text{BPF}}) + EES(qf_{\text{BPF}} \pm f_r)]}{\sum_a EES} \quad (10)$$

其中:EES(•)为EES的故障特征频率成分; q 为内圈故障频率的阶数; f_{BPF} 为轴承内圈故障特征频率,BPFI为圈滚珠通过频率(ball pass frequency on inner race,简称BPFI)。

分析可知,FCI值越大,表明在故障特征频率处提取的分量在频谱中越占优势。

2.5 故障特征提取流程

单一传感器获取的故障信息有限,以循环平稳理论为核心的轴承故障诊断方法难以提取轴承微弱故障特征。针对这一问题,本研究根据轴承故障特征SC的低秩性和多通道数据之间的相关性,提出的基于CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法如图6所示。

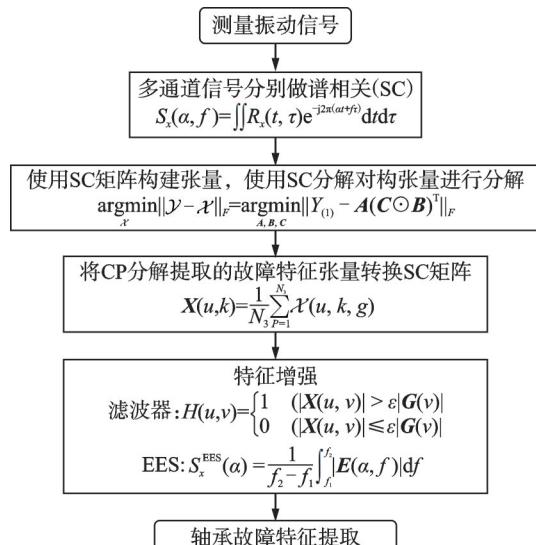


图6 基于CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法

Fig.6 Method for extracting weak fault features of rolling bearings based on CP decomposition

3 仿真分析

对3段不同幅值的内圈故障信号进行仿真,以模拟3个通道的轴承内圈故障振动信号,通过与EEMD、鲁棒主成分分析(robust principal component analysis,简称RPCA)分解方法和张量鲁棒主成分分析(tensor robust principal component analysis,简称TRPCA)分解方法进行对比,对本研究所提方法进行验证。对于基于TRPCA的信号分解方

法和特征提取方法,需先将多通道信号转换为轨迹张量,再使用TRPCA提取故障特征。TRPCA可将观测张量 \mathcal{X} 分解为代表轴承故障特征的低秩张量 \mathcal{L} 和稀疏张量 \mathcal{S} ,即

$$\begin{aligned} & \underset{\mathcal{L}, \mathcal{S}}{\operatorname{argmin}} \|\mathcal{L}\|_{\text{TNN}} + \lambda \|\mathcal{S}\|_1 \\ & \text{s.t. } \mathcal{X} = \mathcal{L} + \mathcal{S} \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\|\mathcal{L}\|_{\text{TNN}}$ 为张量 \mathcal{L} 的张量核范数(tensor nuclear norm,简称TNN); $\|\mathcal{S}\|_1$ 为稀疏张量 \mathcal{S} 的 l_1 范数; λ 为调整低秩和稀疏项权重的正则化项参数。

轴承外圈故障振动信号以式(1)为模型,具体仿真信号参数为:共振频率 $\beta=2000$ Hz,阻尼系数(即式(1)中共振衰减系数) $Z=500$,滑移率 $\delta_i=2\%$,采样频率 $f_s=10000$ Hz,采样长度 $N=10000$ 。轴承内圈故障特征循环频率 $\alpha_{\text{BPF}}=54$ Hz,旋转频率 $f_r=12$ Hz。对仿真信号添加-12dB的高斯白噪声,3个通道的信号幅值均为随机生成。图7为3通道滚动轴承故障仿真脉冲信号和加噪信号时域波形。可以看到,原本清晰可见的轴承故障特征被完全淹没。

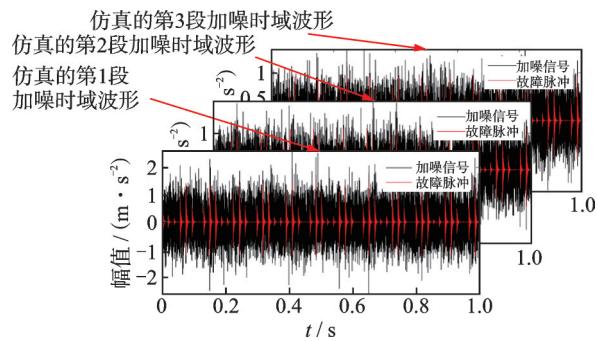


图7 3通道滚动轴承故障仿真脉冲信号和加噪信号时域波形
Fig.7 Time domain of simulated pulse signals and noisy signals for rolling bearings fault from 3 channels

图8为第1通道仿真信号包络谱。可以看到,原始信号的包络谱中混杂着不同的频率成分。

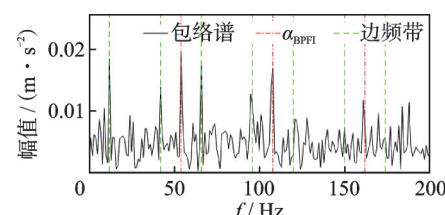


图8 第1通道仿真信号包络谱
Fig.8 Envelope spectrum of simulated signals for first channel

图9为不同方法下轴承内圈3通道仿真故障信号特征提取结果。将仿真的第1、2、3段信号的SC分别作为张量的第1、2、3个前向切片。仿真的3段

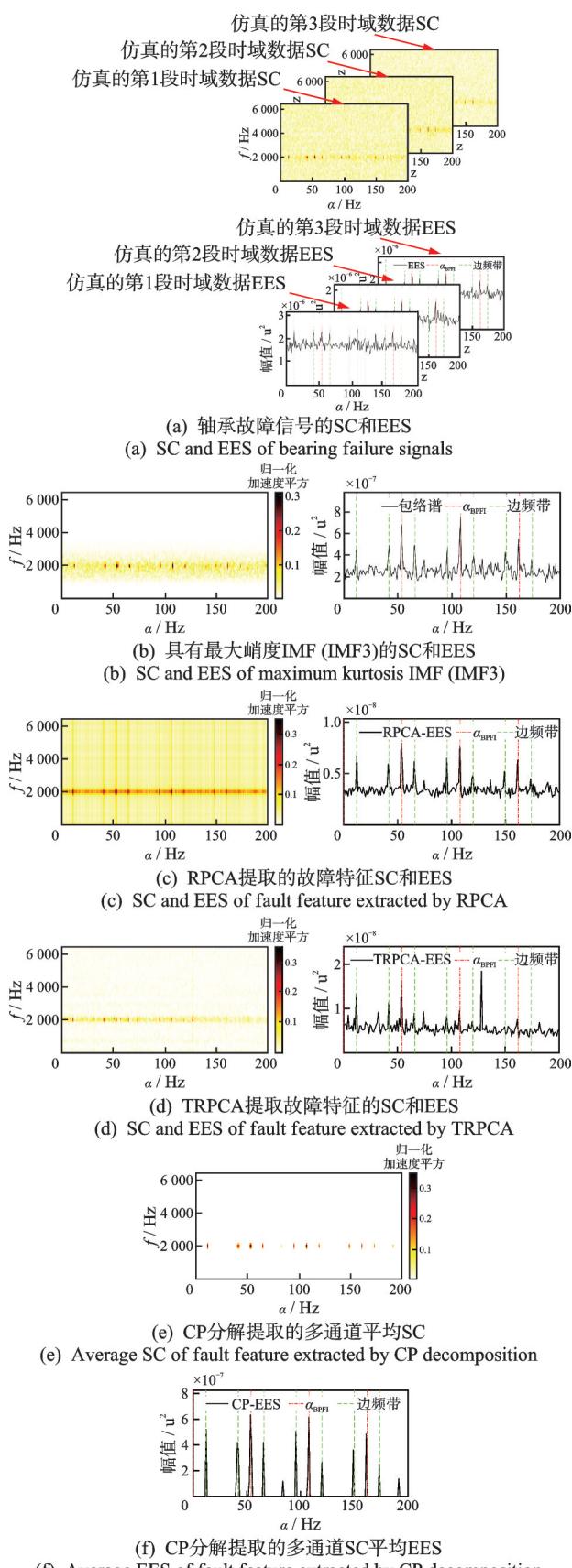


图9 不同方法下轴承内圈3通道仿真故障信号特征提取结果
Fig.9 Feature extraction results for 3 channels of simulation fault signals for bearings inner ring under different methods

信号的SC和EES如图9(a)所示,3段轴承外圈故障特征非常微弱。

图9(b)中,使用EEMD分解时域信号,提取其中峭度最大的本征模态函数(intrinsic mode function,简称IMF)3分量SC,并计算其EES。相较于原始EES,EEMD提取分量的故障特征频率更为明显,但仍混杂着不同的频率成分。使用RPCA提取SC中故障特征,采用类似图6的流程,结果见图9(c)。RPCA相比于原始SC效果有所改善,但仍无法很好地从中提取出故障特征频率。

为与其他张量方法进行有效对比,进一步采用TRPCA提取多通道信号构建的三阶轨迹张量的故障特征。在仿真分析中,轴承仿真轨迹张量经TRPCA分解最终得到的SC见图9(d)。TRPCA提取的SC仍不能较好地抑制故障特征频率附近的背景噪声,且EES中背景噪声的干扰仍然存在。

将提出的基于CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法用于提取仿真的轴承内圈加噪信号。其中,最大迭代次数 $N=50$,收敛阈值 $\eta=1\times10^{-4}$ 。根据2.1节中的分析,纯净轴承故障信号SC构建的张量具有较强的秩一性,因此设置故障特征张量的秩 $P=1$ 。使用CP分解提取故障特征张量,结果见图9(e)。从分离出的表征轴承故障特征的SC中,可以看出滚动轴承外圈故障特征频率 α_{BPF} 及其谐波成分。此外,背景噪声的干扰也被有效去除。图9(f)中EES结果显示,轴承外圈故障特征被进一步增强。

表1为仿真数据中各方法的FCI。相较于原始信号,EEMD和RPCA提取分量的FCI有所提升,但与笔者所提方法相比仍无优势。

表1 仿真数据中各方法的FCI
Tab.1 FCI of each method in simulation data

	EEMD-EES	RPCA-EES	TRPCA-EES	CP-EES
	0.0818	0.2527	0.1478	0.2916

对比结果验证了所提方法可更好地保留故障特征,且分离出的故障特征分量中基本不包含噪声分量,这是由于CP分解对故障特征张量秩的强约束。

4 实验验证

在上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室,利用定轴齿轮箱开展实验。图10为实验台装置布局。实验台主要由电机、定轴齿轮箱、磁粉制动器

和转速计组成。齿轮箱内部包含一对标准直齿轮,小齿轮齿数为28,大齿轮齿数39。图10(b)为定轴齿轮箱内部结构,高速轴和低速轴分别通过2个滚动轴承连接到箱座上。在每个滚动轴承上方箱体上布置1个加速度振动传感器,在低速轴安装内圈故障轴承,型号为7203。实验中,采用线切割对测试位置3的滚动轴承内圈做切割处理,内圈故障见图10(c)。采样率为51 200 Hz,电机转速为706 r/min,故障特征频率 $f_{\text{BPF1}}=6.18 \text{ Hz}$, $f_r=52.2 \text{ Hz}$ 。实验轴承参数、实验具体参数分别如表2、3所示。

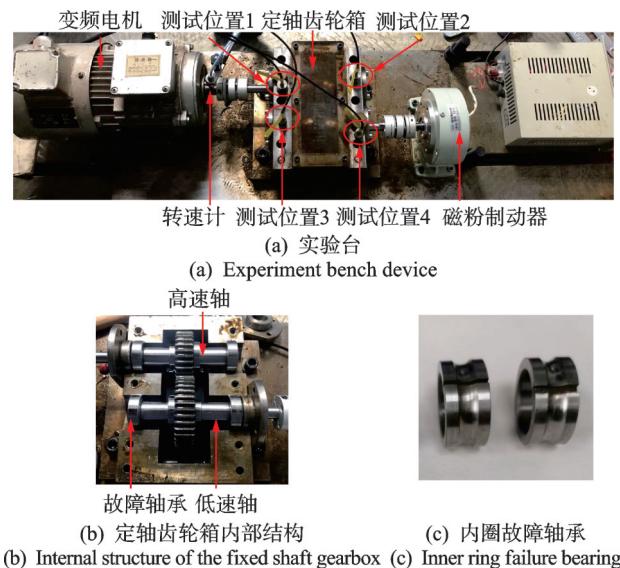


图10 实验台装置布局

Fig.10 Layout of experimental bench device

表2 实验轴承参数

Tab.2 Parameters of experimental bearings

轴承类型	节圆直径/mm	滚动体直径/mm	滚动体数
7203	28.5	6.75	10

表3 实验具体参数

Tab.3 Experimental parameters

采样频率 f_s/Hz	旋转频率 f_r/Hz	外圈故障特征频率	内圈故障特征频率
51 200	8.4	$3.82f_r$	$6.18f_r$

图11为轴承测量振动信号频谱,展示了测试位置3处的数据。可以观察到,轴承共振频带主要集中在6 kHz及其倍数处。由于原始信号掺杂了齿轮啮合噪声,轴承故障产生的周期性脉冲被淹没在背景噪声中,因此选取原始信号的共振频带进行带通滤波。本研究中,共振频带中心频率设置为18 kHz,滤波器频带设置范围为[18 000—1000, 18 000+100] Hz。图12为实验轴承滤波后4个通道信号。可以看到,

时域信息中仍包含大量背景噪声,从中无法辨识出轴承故障信号。图13为通道3滤波后信号包络谱,为故障特征最强的通道数据。

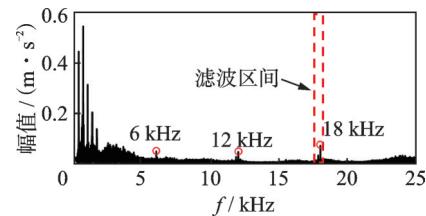


图11 轴承测量振动信号频谱

Fig.11 Spectrum of vibration signals measured from bearings

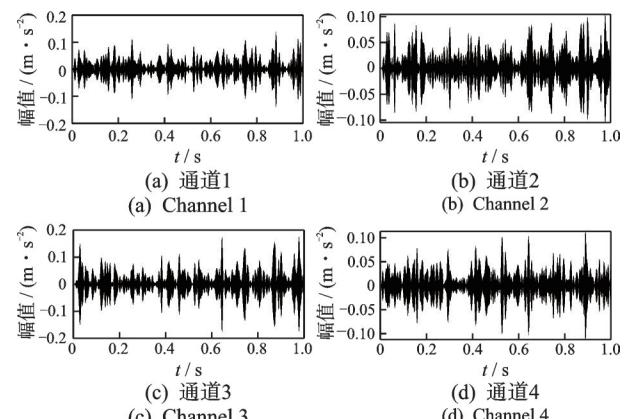


图12 实验轴承滤波后4个通道信号

Fig.12 4 channels signals of filtered experimental bearings

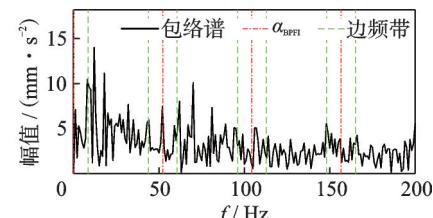


图13 通道3滤波后信号包络谱

Fig.13 Signal envelope spectrum of channel 3 after filtering

图14为不同方法下实验轴承测量信号的故障特征提取结果。图14(a)中,测量的4个通道的轴承测量振动信号经SC和EES计算后的结果显示,轴承内圈故障特征理论的 α_{BPF1} 及其谐波较为微弱,完全被淹没在背景噪声中。分析图中特征可知,即便EES的效果比包络谱略好,增强后的轴承故障特征依然被噪声干扰。分别使用EEMD、PRCA、TRPCA对故障特征最为明显的通道3滤波后的信号进行提取,结果见图14(b)~(d)。相较于原始EES,以上3种方法提取的IMF无法表征故障,故障特征频率仍然被掩盖。

将所提基于CP分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法用于本实验数据。实验中最大迭代次数

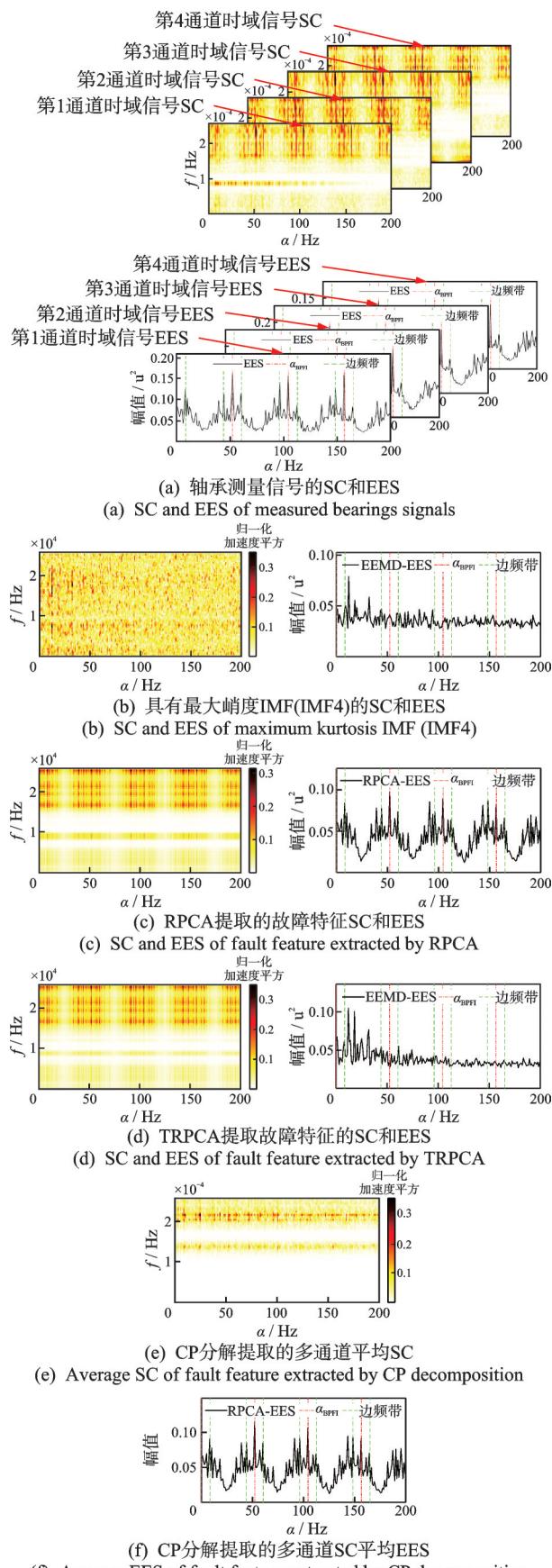


Fig.14 不同方法下实验轴承测量信号的故障特征提取结果
Fig.14 Fault feature extraction results of experimental bearing measurement signals under different methods

$N = 50$, 收敛阈值 $\eta = 1 \times 10^{-4}$, 故障特征张量的秩 $P = 1$ 。图 14(e)中, 所提方法较好地分离出故障特征, 在分离出的 SC 中可清晰观察到轴承内圈故障特征 α_{BPF} 及其谐波, 说明背景噪声被有效去除。EES 的结果见图 14(f), 与图 14(a)中的原始 EES 相比, SC 特征对应循环频率得到明显增强。

表 4 为实验数据中各方法的 FCI, 展示了以上 3 种方法所对应的 FCI 指标。EEMD 提取的 FCI 较低, 证明其对故障特征的提取效果较差。TRPCA 可在一定程度上提取故障特征, RPCA 提取的故障特征分量相较于原始 SC 的 FCI 有较大提升, 而笔者所提方法的 FCI 指标则远好于上述 3 种方法。

表 4 实验数据中各方法的 FCI

Tab.4 FCI of each method in experimental data

	EEMD-EES	RPCA-EES	TRPCA-EES	CP-EES
EES	0.0285	0.0116	0.0933	0.0648

综上, 仿真分析和实验验证的结果表明, 所提方法可有效去除背景噪声的干扰, 并对轴承的故障特征进行有效提取。通过与 EEMD、RPCA 和 TRPCA 提取的低秩结果进行对比, 所提方法可更好地对故障特征的低秩性进行约束, 抑制噪声的效果更好, 展现了所提方法对于多通道传感器中提取故障特征的有效性。

5 结 论

1) 提出了基于张量 CP 分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法。将多通道的轴承时域振动信号分别通过 SC 转换至循环 SC 域中, 按频率、循环频率、通道 3 个索引构建张量, 基于轴承故障特征 SC 的低秩性, 使用 CP 分解提取故障特征张量; 对提取的故障特征张量按照通道方向取均值, 得到故障特征 SC; 使用构建的滤波器增强故障特征 SC, 使用 EES 进一步判断故障类型。

2) 通过仿真和实验进行验证, 所提方法可从较强背景噪声(-12 dB)干扰的轴承故障信号 SC 中准确有效地提取微弱故障特征。与 EEMD、RPCA 和 TRPCA 方法相比, 所提方法可更准确有效地提取出故障特征。

参 考 文 献

[1] 陈鑫, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 CPW 和 SCD 的行星轴承

内圈故障特征提取[J].振动、测试与诊断,2021,41(5):868-873.

CHEN Xin, GUO Yu, WU Xing, et al. Feature extraction of planetary bearing inner ring faults based on CPW and SCD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(5): 868-873.(in Chinese)

[2] 王冉,周雁翔,胡雄,等.基于EMD多尺度威布尔分布与HMM的轴承性能退化评估方法[J].振动与冲击,2022,41(3):209-215.

WANG Ran, ZHOU Yanxiang, HU Xiong, et al. Evaluation method of bearing performance degradation based on EMD multi-scale Weibull distribution and HMM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(3): 209-215.(in Chinese)

[3] 张旭辉,张超,樊红卫,等.快速谱峭度结合阶次分析滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2021,41(6):1090-1095.

ZHANG Xuhui, ZHANG Chao, FAN Hongwei, et al. Fast spectral kurtosis combined with order analysis for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(6): 1090-1095.(in Chinese)

[4] 张龙,吴荣真,周建民,等.滚动轴承性能退化的时序多元状态估计方法[J].振动、测试与诊断,2021,41(6):1096-1104.

ZHANG Long, WU Rongzhen, ZHOU Jianmin, et al. Time series multivariate state estimation method for performance degradation of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(6): 1096-1104.(in Chinese)

[5] WANG R, ZHANG J W, FANG H T, et al. Sparsity enforced time-frequency decomposition in the Bayesian framework for bearing fault feature extraction under time-varying conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 185: 109755.

[6] ZHANG Z W, HUANG W G, LIAO Y, et al. Bearing fault diagnosis via generalized logarithm sparse regularization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167(Part B): 108576.

[7] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.

[8] ANTONIADIS I, GLOSSIOTIS G. Cyclostationary analysis of rolling-element bearing vibration signals[J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248 (5) : 829-845.

[9] 崔玲丽,刘银行,王鑫.基于改进奇异值分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法[J].机械工程学报,2022,58(17):156-169.

CUI Lingli, LIU Yinhang, WANG Xin. Feature extraction of weak fault for rolling bearing based on improved singular value decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(17): 156-169.(in Chinese)

[10] KOLDA T, BADER B W. Tensor decompositions and applications[J]. SIAM Review, 2009, 51(3):455-500.

[11] LU C Y, FENG J S, CHEN Y D, et al. Tensor robust principal component analysis with a new tensor nuclear norm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(4): 925-938.

[12] ZHANG Z M, ELY G, AERON S, et al. Novel methods for multilinear data completion and de-noising based on Tensor-SVD[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 3842-3849.

[13] HU C F, WANG Y X. Multidimensional denoising of rotating machine based on tensor factorization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 273-289.

[14] GE M, LV Y, MA Y B. Research on multichannel signals fault diagnosis for bearing via generalized Non-Convex tensor robust principal component analysis and tensor singular value kurtosis[J]. IEEE Access, 2020, 8: 178425-178449.

[15] PEREZ-SANJINES F, PEETERS C, VERSTRAETEN T, et al. Fleet-based early fault detection of wind turbine gearboxes using physics-informed deep learning based on cyclic spectral coherence[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 185: 109760.



第一作者简介:王冉,女,1986年10月生,博士、副教授、博士生导师。主要研究方向为机械故障诊断与寿命预测、阵列信号处理、噪声源识别与深度学习。曾发表《Sparsity-enhanced equivalent source method for acoustic source reconstruction via the generalized minimax-concave penalty》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2022, Vol.167)等论文。

E-mail:ranwang@shmtu.edu.cn

通信作者简介:余亮,男,1984年9月生,博士、教授。主要研究方向为声学阵列测量和智能信号处理、流-声-固耦合分析与控制、气动声学、航空发动机短舱声学设计与测试和控制等。

E-mail:liang.yu@nwpu.edu.cn