

文章编号: 1000-8055(2023)04-0889-12

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220609

基于最大相关雷尼熵与相空间重构的 航空发动机复合故障信号特征提取方法

张 震¹, 刘保国¹, 周万春², 冯 伟¹

(1. 河南工业大学 河南省超硬磨料磨削装备重点实验室, 郑州 450001;
2. 郑州工程技术学院 机电与车辆工程学院, 郑州 450044)

摘 要: 针对低信噪比(SNR), 复杂噪声工况下, 复合故障信号特征难以提取的问题。提出基于相空间重构融入最大相关雷尼熵解卷积的信号特征提取方法, 该方法以雷尼熵为敏感特征范数, 以最大相关雷尼熵解卷积为基本方法, 并在其中融入具有噪声抑制特性和分解特性的相空间重构技术。结果表明: 雷尼熵与峭度相比, 在故障灵敏度相当并略好的情况下, 对偶发噪声敏感度仅为峭度的 18.4%。通过仿真验证, 实验数据验证以及台架实验验证, 证明了本文方法与现有的对比方法相比, 在提取复合故障信号特征方面具有优势。

关 键 词: 雷尼熵; 相空间重构; 复合故障; 滚动轴承; 解卷积

中图分类号: V263.6; TH133.33

文献标志码: A

Composite fault signal feature extraction method for aero-engine based on maximum correlation Rényi entropy and phase space reconstruction

ZHANG Zhen¹, LIU Baoguo¹, ZHOU Wanchun², FENG Wei¹

(1. Henan Key Laboratory for Superabrasive Grinding Equipment,
Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;
2. School of Mechanical, Electrical and Vehicle Engineering,
Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou 450044, China)

Abstract: In order to solve the problem of complex fault signal feature extraction under the condition of low signal-to-noise ratio (SNR) and complex noise, a feature extraction method based on phase space reconstruction and maximum correlation Rényi entropy deconvolution was proposed. Rényi entropy was taken as the performance index, and the maximum correlation Rényi entropy deconvolution was taken as the basic method, and the phase space reconstruction technique was incorporated with the characteristics of noise suppression and decomposition. Results showed that the sensitivity of Raney entropy was only 18.4% of the kurtosis when the fault sensitivity was equal to and slightly better than that of kurtosis. Through simulation, experimental data and bench test, this method was proved superior to existing comparison methods in extracting the features of composite fault signals.

Keywords: Rényi entropy; phase space reconstruction; composite fault; rolling bearing; deconvolution

收稿日期: 2022-08-22

基金项目: 国家自然科学基金(12072106); 河南省超硬磨料磨削装备重点实验室开放课题(JDKFJJ2022008);
郑州工程技术学院技术研发推广与转化基金(zjz202209)

作者简介: 张震(1986—), 男, 讲师, 博士生, 主要从事信号处理, 故障诊断方面的研究。E-mail: zhangzhen1986217@163.com

通信作者: 刘保国(1962—), 男, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事转子动力学、机械振动方面的研究。E-mail: bgliu1978@sina.com

引用格式: 张震, 刘保国, 周万春, 等. 基于最大相关雷尼熵与相空间重构的航空发动机复合故障信号特征提取方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(4): 889-900. ZHANG Zhen, LIU Baoguo, ZHOU Wanchun, et al. Composite fault signal feature extraction method for aero-engine based on maximum correlation Rényi entropy and phase space reconstruction[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(4): 889-900.

航空发动机是保障飞机飞行安全的关键核心部件,其结构复杂且需要在高温、高压、高速、高强度、变负荷等极端恶劣工况下长时间持续工作。滚动轴承作为航空发动机的常用部件,一旦发生故障将严重影响飞机的飞行安全,因此对航空发动机核心部件进行早期故障诊断对于保障飞行安全,减少经济和生命损失具有十分重要的意义^[1]。

由于航空发动机布置紧密,结构复杂,因此监测振动传感器很难布置在核心部件的近端。这将使核心部件的故障的动态响应受到复杂传递路径的调制以及其他激励的影响^[2]。而且轴承早期故障可能出现多种故障并存的复合故障,不同故障间,故障与其他激励间的耦合与干扰使故障信号特征的识别与分离变得非常困难,给航空轴承的故障诊断带来了巨大挑战^[3]。

对于复杂激励下的轴承复合故障信号的特征分离与提取,需要在敏感特征范数的选取,复杂噪声抑制方法以及复合信号特征的分离解耦方法3个方面进行处理,方可获得较好的效果。

近年来,峭度(kurtosis, KS, 量符号记为 S_k)作为一种能够检测瞬时冲击的敏感特征,受到了故障诊断领域的广泛关注。已经成功应用于风机齿轮故障诊断^[4]、海上风机结构振动源识别^[5]、齿轮箱复合故障检测^[6]、行星变速箱^[7]、滚动轴承故障检测^[8]等领域中,并取得了良好效果。Antoni^[9]详细阐述了峭度的相关理论,并正式给出了峭度的数学定义,即能量归一化的4阶光谱累积量。Antoni提出了一种基于短时傅里叶变换和有限冲击响应带通滤波器的快速谱峭度(fast kurtogram, FK)方法,该方法能够自适应地获取合适的滤波器中心频率和带宽,实现对故障特征的有效提取,极大推动了峭度在故障诊断领域的应用。随后Lee等^[10]将加权概念引入谱峭度故障诊断中。Wang等^[11]通过展开窗口,最大化滤波信号峰值,使谱峭度方法能够自适应地确定滤波器的带宽和中心频率。上述方法均不同程度的改进了快速谱峭度方法,提高了监测故障信号的能力。但是上述方法在实际使用中均遇到了一个无法回避的问题,那就是峭度的主要功能在于寻找瞬时冲击,因此其对于随机脉冲过于敏感。实际生产中无法避免的偶发强脉冲信号将大大干扰峭度对于真实

故障信号的分辨能力,甚至可能导致滤波失效。寻找一种能够较好权衡偶发脉冲信号稳定性和故障周期脉冲信号灵敏性的敏感特征成为故障诊断领域一个急需解决的问题^[12]。

由于旋转机械和轴承的结构特性,轴承信号本质上是由一些周期或者循环机制产生的,因此轴承的动态响应具有循环平稳特性,其故障信号具有典型的重复瞬态特征^[13]。解卷积方法具有有效消除复杂传递路径的影响,增强周期性故障冲击振动特征的优势。其方法核心在于以滤波后信号敏感特征范数达到最大值为目标,设计一个有限长脉冲响应滤波器(finite impulse response, FIR)。例如Wiggins^[14]提出的最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, MED)方法,该方法以滤波结果的峭度作为敏感特征范数以求取最优滤波器,能够从传递路径未知的测试信号迭代提取冲击信号。MED具有调参少、收敛快等优势,在机械故障诊断领域取得了较为广泛的应用^[15-16]。但由于MED在迭代过程中以峭度最大化为目标,因此使迭代结果更倾向于提取具有较大值的单脉冲信号,且经常陷入局部最优解。Carlos^[17]提出了最优最小熵解卷积(optimal minimum entropy deconvolution, OMED),并证明了其为精确的全局最优解。为提高MED方法对于周期脉冲信号的灵敏度,McDonald等^[18]提出了最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD),解决了周期性脉冲解卷积的问题,但是MCKD存在需要故障周期的先验知识,容易陷入局部最优解以及易受强噪声干扰等问题,随后McDonald等^[19]在2017年提出了多点最优最小熵解卷积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjust, MOMEDA)。消除输入信号开始之间的不连续问题,解决了OMED和MCKD的一些问题,取得了良好效果。但是上述解卷积方法均是针对单故障工况进行考虑,对于复合故障引起的不同周期的脉冲信号束手无策。

相空间重构(phase space reconstruction, PSR)技术适用于非线性、非平稳的典型机械冲击故障,其通过在高维空间反映各故障状态下系统的动力学特征。近年来,相空间重构技术贯序解卷积方法获得了业内学者的广泛关注^[20]。但是贯序方法在进行故障诊断的问题在于多种方法的贯序使用

将不可避免地产生信号的畸变,而且贯序方法越多,方法之间的耦合将变得不可预测。奇异值分解(singular value decomposition, SVD)作为一种零相位,零时间偏移的相空间重构算法,在提取早期微弱故障信号特征方面得到了广泛的应用^[21]。Zhao等^[22]论述了奇异值分解与小波分解在信号处理相似性,认为SVD在具备抑制噪声特性的同时也具备分解提取特性。

综上所述,在敏感特征范数方面,本文首先定义能够较好权衡偶发脉冲信号鲁棒性和周期脉冲灵敏性的敏感特征范数雷尼熵(Rényi entropy, RE, 量符号记为 R_e),以改善峭度对于偶发脉冲故障过于敏感的缺陷。并受到解卷积方法的启发,提出最大相关雷尼熵解卷积(maximum correlated Rényi entropy deconvolution, MCRED)以最大程度提取周期脉冲故障信号。并充分利用相空间重构技术的抑噪特性和分解特性,将奇异值分解融入最大相关雷尼熵解卷积中,以改善现有解卷积方法对于复合故障信号特征提取困难,在低信噪比,复杂工况下提取效果不佳等问题。改进后的相空间重构最大相关雷尼熵算法(phase space reconstruction maximum correlated Rényi entropy deconvolution, PSR-MCRED)复合故障信号特征提取方法同时具备较好的偶发脉冲稳定性,噪声的抑制性,周期脉冲故障提取性以及不同周期故障的分离特性。

1 理论背景

1.1 雷尼熵

假设随机事件 X 的不完全概率集为 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 其总概率和为 $\omega(p)$, 且 $\sum_{i=1}^n p_i \leq 1$,

则由阶数 α 参数化的雷尼熵可以定义为:

$$H_\alpha(p) = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \frac{\sum_{i=1}^n p_i^\alpha}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad \alpha > 0, \alpha \neq 1 \quad (1)$$

将雷尼熵定义引入实际振动检测,设数集 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 是对实际振动过程的离散观测。假设存在非负数集 $\xi = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n\}$, x_i 与 ξ_i 一一对应,并满足 $0 \leq \xi_i \leq 1$ 且 $\sum_{i=1}^n \xi_i \leq 1$ 。根据定义,集合 $\{\xi_i\}$ 可以看作随机变量 $x(t)$ 的概率分布函数, ξ_i 为 $x(t)$ 的瞬时振幅 x_i 的概率。在实际生产中,正常轴承通常会产生高斯分布的振动特征。在故障存在时,由于故障缺陷激发的大振幅分量的数量相对增加,因此从有缺陷轴承收集到的振动呈非高斯分布。而且周期脉冲信号的能量和缺陷引起的激发水平将随着缺陷的发展而增加,从而将导致 H_α 值的变化。因此雷尼熵能够监测轴承的健康状况。

为保证 ξ_i 非负, ξ_i 可由下式得出:

$$\xi_i = f(x_i) = \frac{y_i}{\sum_{i=1}^n y_i}, \quad y_i = \begin{cases} |x_i - \mu| & r = \text{av} \\ (x_i - \mu)^2 & r = \text{sv} \end{cases} \quad (2)$$

式中 μ 是 $\{x_i\}$ 的均值, r 表示转换方法。显然式(2)的两种转换方法均满足 $0 < \xi_i < 1$ 以及 $\sum_{i=1}^n \xi_i = 1$ 这两个雷尼熵的基本条件。因此在不失一般性的情况下,假设 $\mu=0$, 可得到 α 阶的雷尼熵

$$H_\alpha^r = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \left[\frac{(1/N) \sum_{i=1}^N y_i^\alpha}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N y_i \right]^\alpha} \right] + \log_2 N \quad \alpha > 0, \alpha \neq 1 \quad (3)$$

可令

$$G_r^\alpha = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N y_i^\alpha}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N y_i \right]^\alpha} = \begin{cases} \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N |x_i|^\alpha}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N |x_i| \right]^\alpha} & r = \text{av}, \alpha > 0, \\ \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N (x_i^2)^\alpha}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^2 \right]^\alpha} & r = \text{sv}, \alpha > 0 \end{cases} \quad (4)$$

由式(3)与式(4)可知,在测量 $\{x_i\}$ 振幅分布时, G_r^α 为 H_α^r 的核函数, G_r^α 与 H_α^r 相当。式(4)的两种情况可写成统一表达式

$$M_n = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^n}{\left[\sqrt{(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^2} \right]^n} = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^n}{\sigma^n} \quad (5)$$

由式(5)可知, G_r^α 可以被视为雷尼熵的推广。显然, 通过选择不同的 r 和 α 值, 可以从 G_r^α 中导出

$$\left\{ \begin{array}{l} G_{av}^3 = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N |x_i|^3}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N |x_i| \right]^3} = R_e \quad r = av, a = 3 \\ G_{sv}^{\frac{3}{2}} = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N (x_i^2)^{\frac{3}{2}}}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N (x_i^2) \right]^{\frac{3}{2}}} = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N |x_i|^3}{\sigma^3} = S_r \quad r = sv, a = \frac{3}{2} \\ G_{sv}^2 = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N (x_i^2)^2}{\left[(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^2 \right]^2} = \frac{(1/N) \sum_{i=1}^N x_i^4}{\sigma^4} = S_k \quad r = sv, a = 2 \end{array} \right. \quad (6)$$

由式(6)可知, G_{sv}^2 等于峭度值 S_k , $G_{av}^{3/2}$ 等于 3 阶矩, 也就是偏度(skewness, SR, 量符号记为 S_r), 而 G_{av}^3 成为一个新的统计指标, 即本文所提出的雷尼熵, 其值记为 R_e 。式(6)的推导意味着 R_e 与峭度值 S_k 以及偏度值 S_r 具有类似数学表达式。因此 R_e 、 S_r 和 S_k 可认为是雷尼熵推导出的不同表达方式, 均可由雷尼熵理论进行解释。

下面将根据轴承内圈故障模型, 研究 S_k 、 S_r 和 R_e 三个性能指标对于缺陷灵敏度和对偶发噪声稳定性的情况。

设滚动轴承内圈故障模型

$$x(t) = \sum_{j=1}^L a_j e^{-g\gamma(t)} \cos\{\omega_0 \sqrt{1-g^2}[\gamma(t) - \tau_j]\}$$

式中 a_j 表示第 j 个故障冲击的幅值; g 表示轴承的衰减系数; L 表示轴承冲击激发的个数; $\gamma(t)$ 表示伪循环时间; T 表示轴承故障冲击的周期; τ_j 表示相对滑动引起的时间延迟; f_e 表示故障特征频率。具体取值如表 1。

表 1 仿真信号参数
Table 1 Simulation signal parameters

参数	数值
f_0/Hz	50
a_j/g	0.7
M	1
g	0.7
f_e/Hz	10
τ_j/s	2% T

图 1 为 S_k 、 S_r 和 R_e 随滚动轴承内圈故障缺陷变化示意图。为便于理解和显示, 将缺陷变化转化为信噪比变化, 由图 1 可知, 偏度 S_r 对于缺陷大小并不敏感, R_e 与 S_k 具有类似的变化趋势。由此

各种统计参数。设 $r = av$ 、 $a = 3$ 以及 $r = sv$ 、 $a = 3/2$ 和 2 时, 分别可得以下 3 个统计指标:

可知 R_e 与 S_k 对故障缺陷变化具有较高的敏感性, 能够较为准确地指示轴承故障。此现象可在外圈故障和滚动体故障得到相似的变化趋势, 在此不再赘述。

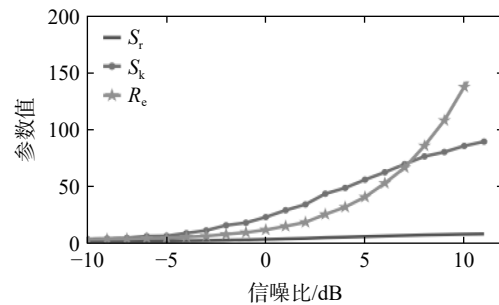


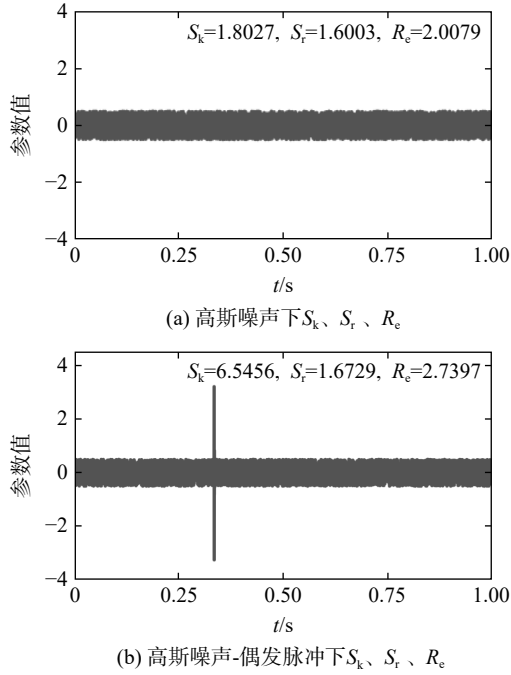
图 1 S_k 、 S_r 、 R_e 随缺陷变化示意图

Fig. 1 S_k 、 S_r 、 R_e schematic diagram of the variation with defects

图 2 为 S_k 、 S_r 和 R_e 特征敏感范数对于偶发脉冲响应的变化情况, 由图上数据显示 S_r 对于偶发脉冲响应具有极好的鲁棒性, S_k 对于偶发脉冲响应灵敏度较高, 当出现偶发干扰时 S_k 值增长了 3 倍有余, 这说明在航空发动机出现偶发脉冲时, 对于 S_k 影响较大。 R_e 虽对偶发脉冲具有一定敏感性, 但其对偶发噪声敏感度仅为 S_k 的 18.4%。由图 1 和图 2, 说明 R_e 具有较好权衡轴承缺陷敏感性和偶发脉冲稳定性方面的能力。

1.2 相关雷尼熵

轴承、齿轮、轴、螺旋桨等旋转部件, 其统计性质随时间呈周期变化。因此此类部件所产生的信号称为环平稳信号。可在此基础上, 扩展并利用这一特性: 定义当一个信号的 n 阶统计量是周期变化时, 为 n 阶环平稳^[23]。为了利用旋转部件的环平稳性, 本文在雷尼熵的基础上, 定义相关雷尼熵(correlation Rényi entropy, 量符号记为 R_{ec}),

图2 S_k 、 S_r 、 R_e 对偶发噪声的敏感性Fig. 2 S_k 、 S_r 、 R_e sensitivity to accidental noise

则1阶相关熵和 M 阶相关熵分别可记为 R_{ec}^1 、 R_{ec}^M , 并可由下式表达:

$$R_{ec}^1(T) = \frac{\sum_{n=1}^N (y_n y_{n-T})^{\frac{3}{2}}}{\left(\sum_{n=1}^N y_n\right)^3} \quad (7)$$

$$R_{ec}^M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT}\right)^{\frac{3}{2}}}{\left(\sum_{n=1}^N y_n\right)^{M+2}} \quad (8)$$

噪声信号、偶发脉冲-噪声信号、余弦信号-噪声信号以及周期脉冲-噪声信号为故障诊断中常见的典型信号。通过研究性能指标对典型信号响应程度, 有助于全面了解性能指标对于实际工况下处理故障信号的能力。图3为4种的典型信号时域波形。

由于峭度值 S_k 、熵值 R_e 、1阶相关峭度 K_{sc}^1 以及1阶相关熵 R_{ec}^1 等性能指标对于高斯噪声信号的高阶统计量是稳定的, 因此定义归一化灵敏度 ρ_{ij} 以说明 S_k 、 R_e 、 K_{sc}^1 、 R_{ec}^1 对于典型信号的灵敏度。

$$\rho_{ij} = \rho_{ij} / \rho_{0j}$$

$$i = \{0, 1, 2, 3\} = \{a, b, c, d\}$$

$$j = \{0, 1, 2, 3\} = \{S_k, R_e, K_{sc}^1, R_{ec}^1\}$$

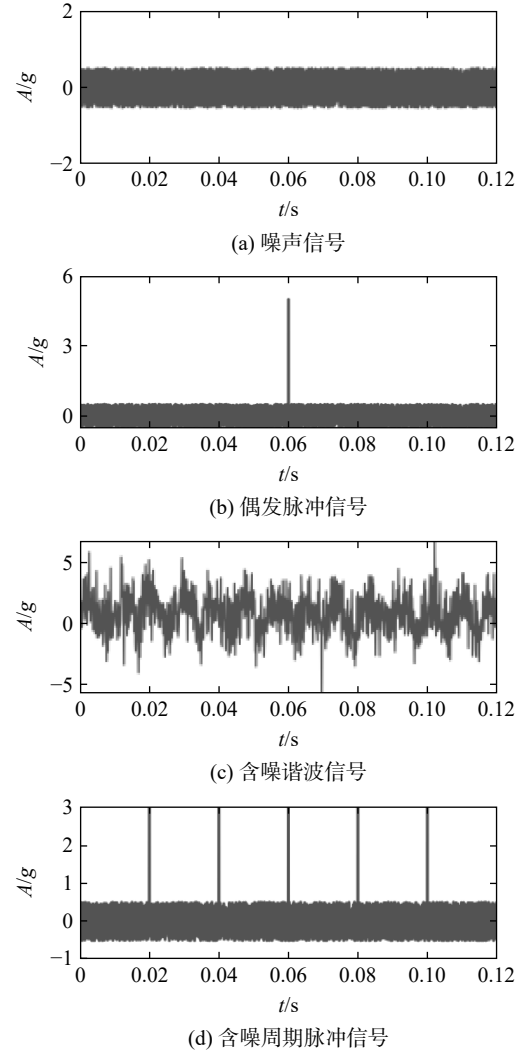


图3 典型信号

Fig. 3 Typical signal

图4为 S_k 、 R_e 、 K_{sc}^1 、 R_{ec}^1 对于偶发脉冲信号、谐波信号以及周期脉冲信号的归一化敏感度柱状图。如图4可知, S_k 对于偶发脉冲信号和周期脉冲信号均有较高的敏感度, 容易受到偶发噪声的影响, K_{sc}^1 、 R_{ec}^1 对于谐波信号, 偶发脉冲信号均有较好的鲁棒性, 对于周期脉冲信号敏感度较高, 因此能够分辨周期脉冲信号。横向对比, 在周期

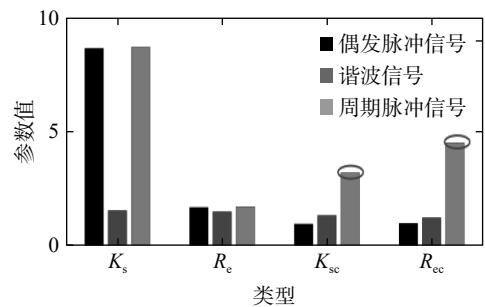


图4 归一化敏感度

Fig. 4 Normalized sensitivity

脉冲工况下,如圆圈所示, R_{ec} 比 K_{sc} 的灵敏度更好。

1.3 最大相关雷尼熵解卷积

由于航空发动机内部复杂紧密,振动传感器无法布置在故障轴承近端,故障信号易受到强噪声和复杂传输路径的影响,因此故障轴承的动态响应可以看作振动信号与信道的线性卷积。解卷积方法可有效消除复杂传递路径的影响,增强故障冲击振动特征。本文提出了一种基于最大相关雷尼熵解卷积的方法,以应对复杂工况下的噪声问题。

实际的航空发动机轴承故障信号将包含多个分量,可表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{h}_d \times \mathbf{d} + \mathbf{h}_u \times \mathbf{u} + \mathbf{h}_e \times \mathbf{e}$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}, \mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix}, \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_N \end{bmatrix}, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{x}$ 为远端振动传感器采集的振动信号; $\mathbf{d}$ 为航空发动机故障轴承产生的脉冲信号; $\mathbf{u}$ 为航空发动机其他部件产生的干扰信号; $\mathbf{e}$ 为背景噪声, $\mathbf{h}_d$ 、 $\mathbf{h}_u$ 、 $\mathbf{h}_e$ 分别为不同输入对应的传递函数。

$$\begin{cases} \mathbf{y} = \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_u \cdot \mathbf{u}) + \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_d \cdot \mathbf{d}) + \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_e \cdot \mathbf{e}) \\ \text{s.t. } \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_u \cdot \mathbf{u}) \rightarrow 0 \\ \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_d \cdot \mathbf{d}) + \mathbf{f} \cdot (\mathbf{h}_e \cdot \mathbf{e}) \rightarrow 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_L]^T$ 。

最大相关雷尼熵解卷积算法的核心思想是以最大相关雷尼熵为特征参数,以找到全局最佳FIR(finite impulse response)滤波器 $\mathbf{f}$ 为目标,通过解卷积运算在最大限度消除背景噪声 $\mathbf{e}$ 和其他干扰成分 $\mathbf{u}$ 的基础上,突出故障信号中的脉冲序列 $\mathbf{d}$,其可用数学表达如下。

由式(7)和离散信号卷积计算公式可推出

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_m, \quad m = n - k + 1 \quad (11)$$

不失一般性,可由 $M=1$ 阶 R_{ec}^1 式(7)说明相关结论,求取最优滤波器的可由下式表达:

$$\frac{\max}{\mathbf{f}} R_{ec}^1(T) = \frac{\max}{\mathbf{f}} \frac{\sum_{n=1}^N (y_n y_{n-T})^{\frac{3}{2}}}{\left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^3}$$

$$\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_L]^T \quad (12)$$

式中 $\frac{\max}{\mathbf{f}} R_{ec}^1$ 表示求取使1阶相关雷尼熵最大的最优滤波器。为了求解最大相关雷尼熵的滤波器系数,可对式(12)进行求解,表达为

$$\frac{d}{df_k} R_{ec}^1(T) = 0$$

$$k = 1, 2, 3, \dots, L \quad (13)$$

计算式(12)分母的导数 $R_{ec}^1(N)$,并将 $\frac{d}{df_k} y_n = x_m$, $m = n - k + 1$ 代入可得

$$\frac{d}{df_k} R_{ec}^1(N) = \frac{3}{2} \sum_{m=0}^1 \mathbf{X}_{mT} \mathbf{a}$$

$$\mathbf{X}_r^i = [x_{1+i-r} \ x_{2+i-r} \ \cdots \ x_{N+i-r}]^T$$

$$\mathbf{X}_r = [\mathbf{X}_r^1 \ \mathbf{X}_r^2 \ \cdots \ \mathbf{X}_r^L]$$

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-MT})^{\frac{3}{2}} \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-MT})^{\frac{3}{2}} \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_n y_{n-T} \cdots y_{n-MT})^{\frac{3}{2}} \end{bmatrix} \quad (14)$$

同理计算分子的导数 $\frac{d}{df_k} R_{ec}^1(D)$ 可得

$$\frac{d}{df_k} R_{ec}^1(D) = 3 \left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^2 x_m \quad (15)$$

综合式(14)和式(15),并根据式(12)可得:

$$\frac{d}{df_k} R_{ec}^1 = 3 \left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^2 R_{ec}^1(N) - 6 \|\mathbf{b}\|^3 \sum_{n=1}^N y_n (x_m) \quad (16)$$

式中

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} y_1 & y_{1-T} & \cdots & y_{1-MT} \\ y_2 & y_{2-T} & \cdots & y_{2-MT} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_N & y_{N-T} & \cdots & y_{N-MT} \end{bmatrix}^T$$

又由于

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f}$$

$$\left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^2 \sum_{m=0}^1 \mathbf{X}_{mT} \mathbf{a} = 2 \|\mathbf{b}\|^3 \mathbf{X}_0 \mathbf{y} \quad (17)$$

整理得

若 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 存在,可得1阶 R_{ec}^1 的求解公式

$$\mathbf{f} = \frac{\left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^2}{2 \|\mathbf{b}\|^3} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^1 \mathbf{X}_{mT} \mathbf{a} \quad (18)$$

并可推广至 M 阶:

$$\mathbf{f} = \frac{\left(\sum_{n=1}^N y_n \right)^2}{2 \|\mathbf{b}\|^3} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_{mT} \mathbf{a} \quad (19)$$

1.4 相空间重构技术

MCRED能够增强周期脉冲信号,消除传递函数和偶发脉冲响带来的负面影响。但与MCKD

方法类似,在低信噪比工况下,不同周期的复合故障提取能力差强人意。

PSR是一种时间序列的分析方法,其通过将一维时间序列扩展到多维相空间。再从多维空间恢复出含重要的系统分量信息。由原始信号构成的相空间轨迹矩阵 $\mathbf{X}_r$ 为Hankel矩阵,可利用SVD噪声抑制特性和分解特性选取故障信息的分量进行重构。

对于相空间矩阵 $\mathbf{X}_r \in \mathbf{R}^{m \times n}$,无论其行列是否相关,必定存在正交矩阵 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 和 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \dots \ \mathbf{v}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$,使式(20)成立

$$\mathbf{X}_r = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^m \delta_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i = \sum_{i=1}^m \mathbf{A}_i \quad (20)$$

式中 对角阵 $\mathbf{S} = \text{diag}[\delta_1 \ \delta_2 \ \dots \ \delta_m]$ 且有: $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_m > 0$, 式(20)称为 $x(t)$ 的奇异值分解, $\mathbf{S}$ 的主对角元素为矩阵 $\mathbf{X}_r$ 的奇异值, $\mathbf{A}_i$ 定义为矩阵 $\mathbf{X}_r$ 的子空间,由反对角法重构的信号 $x'_i(l)$ 定义为子信号的离散化。

在相空间重构中,选取不同子空间进行重构可以表征信号的不同特征,当子空间选定后可对信号进行重构获得能够表征信号特征的重构相空间。

$$\mathbf{X}_r^c = \sum_{i \in P} \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i \quad (21)$$

式中 P 为子信号的筛选空间。将重构矩阵代入式(19)可得:

$$\mathbf{f} = \frac{\left(\sum_{n=1}^N \mathbf{y}_n \right)^2}{2 \|\mathbf{b}\|^3} \left[\mathbf{X}_0^c (\mathbf{X}_0^c)^T \right]^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_{mT}^c \mathbf{a} \quad (22)$$

当相空间重构融入MCRED后,MCRED所需要的大量先验知识将不再重要,例如MCKD中较为重要的滤波器长度 L 和周期 T 等,由于相空间重构技术的抑噪特性和分解提取特性,在FSR-MCRED方法中仅需选取合适的值即可,无需准确的故障特征周期。因此FSR-MCRED同时具有一定盲解性质。

1.5 筛选空间的确定方法

在相空间重构中,筛选包含较多故障信息的子空间进行重构是相空间重构算法的关键,本文以子信号雷尼熵作为性能指标,选取含有最大雷尼熵值子信号映射的子空间进行重构。

1) 对相空间轨迹矩阵 $\mathbf{X}_r$ 进行奇异值分解。

2) 分别求取各阶次的 $\mathbf{A}_i$,并对 $\mathbf{A}_i$ 采用反对角法重构各阶次子信号 $x'_i(l)$ 。

3) 计算子信号 $R_e(i) = R_e(x'_i(l))$,并对其降序排列 $\{R_e(1), R_e(2), \dots, R_e(i), \dots\}$, $R_e(1) \geq R_e(2) \geq \dots \geq R_e(i) > 0$ 。

4) 采用差分法 $D_{i-1} = R_e(i) - R_e(i-1)$,并求 $\max D_{i-1}$,确定 P 空间的元素个数为 $i-1$ 。

5) 根据 $R_e(i)$ 映射的 i 获得筛选空间 P 。

2 基于相空间重构-最大相关雷尼熵解卷积的故障诊断方法

基于相空间重构-最大相关雷尼熵解卷积(PSR-MCRED)的故障诊断方法步骤见图5,具体如下:

1) 故障信号输入。

2) 根据相空间重构的筛选空间的选取方法,计算 $\mathbf{X}_0^c$ 、 $\mathbf{X}_{mT}^c$ 。

3) 假设滤波器长度 L ,为保证滤波器不为0,简单假设初始滤波器为 $\mathbf{f} = [0 \ 0 \ \dots \ 1 \ -1 \ \dots \ 0 \ 0]^T$ 。

4) $\mathbf{y} = \mathbf{X}_{0a}^T \mathbf{f}$, 计算滤波信号 $\mathbf{y}$ 。

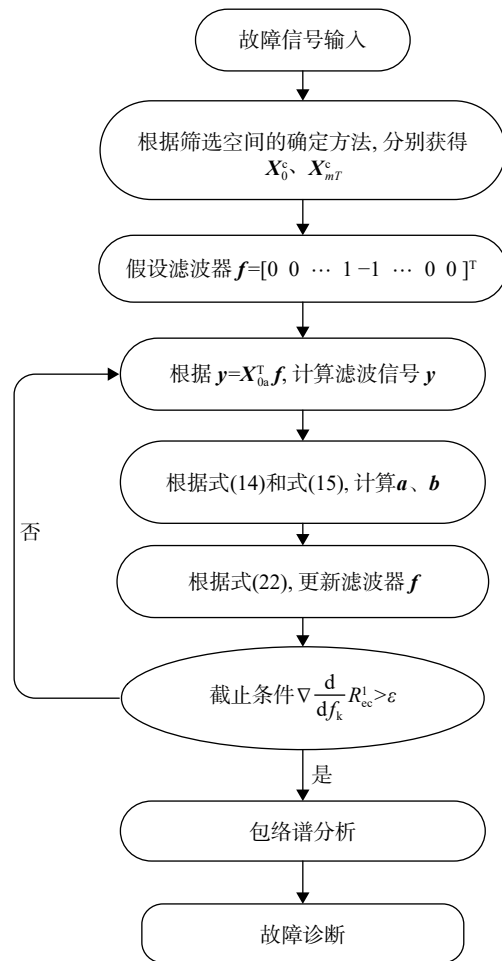


图5 方法流程图

Fig. 5 Method flow diagram

5) 根据式(14)计算 $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ 。

6) 根据式(19)更新滤波器 $\mathbf{f}$ 。

7) 判断 $\nabla \frac{d}{df_k} R_{ec}^l > \varepsilon$, 如果为真, 则返回步骤 4), 如果为假, 则结束进程。其中 ε 为极小正数, 以免迭代陷入死循环。

8) 由式 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_{00}^T \mathbf{f}$, 计算最终滤波阶结果。

9) 包络谱分析并得到故障信息。

3 仿真分析

假设故障轴承同时存在内、外圈故障, 并受到随机冲击, 离散谐波以及高斯白噪声等信号的干扰^[24]。

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + \mu x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + n(t) \\ x_1(t) = \sum_{i=1}^{+\infty} A(KT_i) e^{-\varepsilon(t-KT_i)} \sin[2\pi f_s(t-KT_i + \varphi_1)] \\ x_2(t) = \sum_{i=1}^{+\infty} e^{-\varepsilon(t-KT_i - \frac{T_2}{2})} \sin[2\pi f_s(t-KT_2 - \frac{T_1}{2} + \varphi_2)] \\ x_3(t) = \sum_{i=1}^2 D_i e^{-\varepsilon(t-iT_3)} \sin[2\pi f_s(t-iT_3 + \varphi_3)] \\ x_4(t) = \sum_{j=1}^2 p_j \sin(2\pi f_{4j}t - \varphi_4) \end{cases} \quad (23)$$

式中 $x_1(t)$ 为内圈故障轴承的动态响应, $x_2(t)$ 为外圈故障轴承的动态应, $x_3(t)$ 为测量过程中受到外界的随机冲击干扰, $x_4(t)$ 为由于远端布置的传感器受到来自于轴或者其他部件的离散谐波信号, $n(t)$ 为高斯白噪声, 信噪比(SNR, 量符号记为 R_{SNR})为-8 dB。具体参数选择如表 2。

表 2 仿真信号参数

Table 2 Simulation signal parameters

参数	数值及说明
采样频率 f_s/Hz	12 000
内圈特征频率 f_i/Hz	213
外圈特征频率 f_o/Hz	143
转频 f_r/Hz	2 000(转速为 12 000 r/min)
比率系数 μ	0.3
冲击干扰振幅 D_1/g	随机变量
随机冲击时间 T_3/s	随机变量
离散谐波振幅 p_j/g	0.03(p_1/g), 0.04(p_2/g),
离散谐波频率 f_{4j}/Hz	45.2(f_{41}), 56.7(f_{42})
初始相位 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$	随机数 $[-\pi, \pi]$

各分量信号时域波形如图 6。

为了评价本文所提出方法的性能, 本节使用仿真信号将本文方法与 MCKD 方法和快速谱峭

度方法进行对比, MCKD 和 FSR-MCRED 滤波器长度 $L=100$, 迭代次数均选择为 30。3 种方法分析结果如图 7、图 8 和图 9。

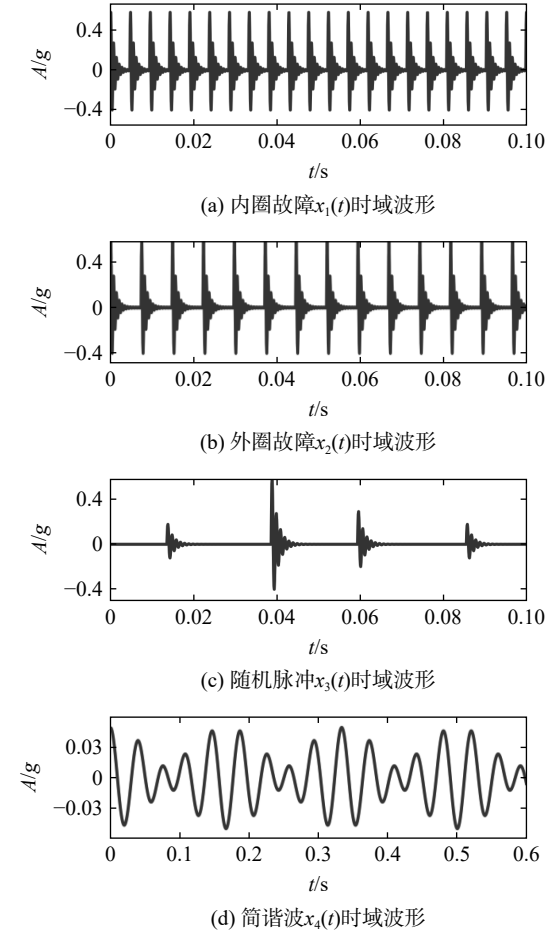


图 6 各分量信号时域波形

Fig. 6 Time domain waveform of each component signal

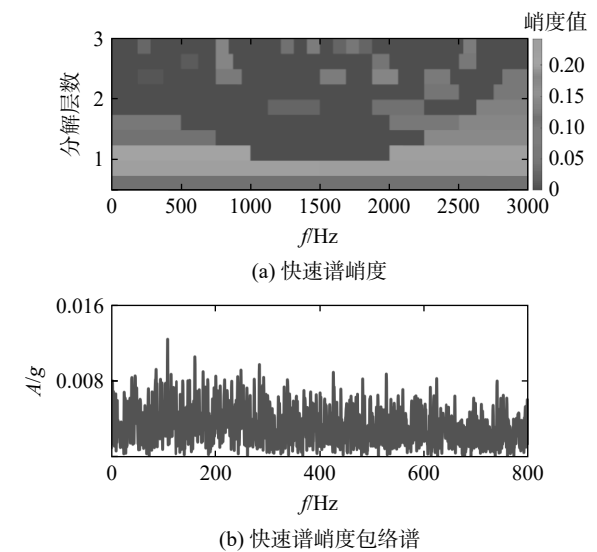


图 7 快速谱峭度分析结果

Fig. 7 Results of rapid spectral kurtosis analysis

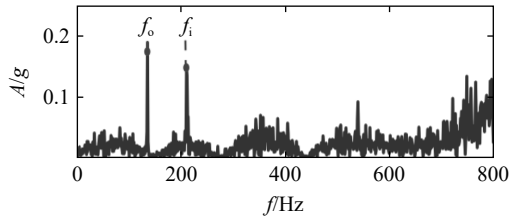
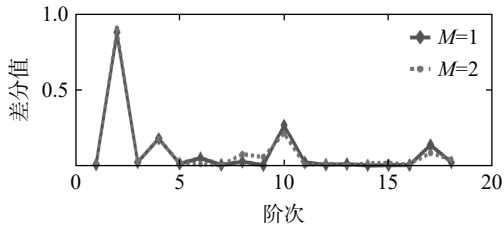
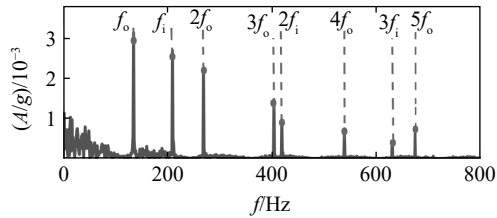


图8 MCKD 包络谱

Fig. 8 MCKD envelope spectrum



(a) 筛选空间的确定



(b) FSR-MCRED包络谱

图9 FSR-MCRED 分析结果

Fig. 9 Analysis results of FSR-MCRED

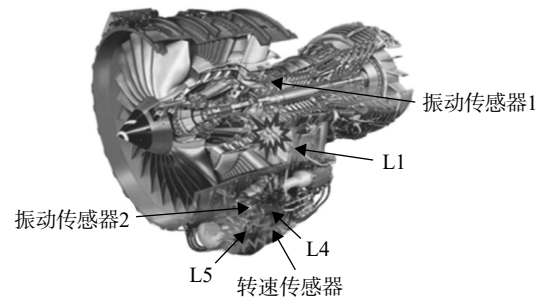
如图7(a)可知,最大峭度值 $k_{\max} = 0.2$,在第1层,中心频率 $f_c = 2\,250\text{ Hz}$,带宽 $B_w = 1\,500\text{ Hz}$,如图7(b)可知,在复杂工况下,随机脉冲的峭度值往往比信号的周期脉冲序列更大,因而导致谱峭度方法选择频段滤波器失误,无法进行滤波,故障识别失效。由图8可知,MCKD方法受在复合故障工况下,滤波效果大大降低,难以有效的识别故障。图9(a)为 $M=1$ 时,FSR-MCRED方法对相空间重构信号差分雷尼熵的显示,由图9(a)可知,两个循环差分雷尼熵相似,最大值均为2。图9(b)为FSR-MCRED方法的分析结果,其结果显示由于采用了对周期简谐波灵敏度和偶发脉冲鲁棒性更高的雷尼熵作为优化条件,并将具有分解特性和相空间重构特性的相空间重构技术融入MCRED计算中,对于复合故障信号的识别能力大大提高。

4 实验数据验证

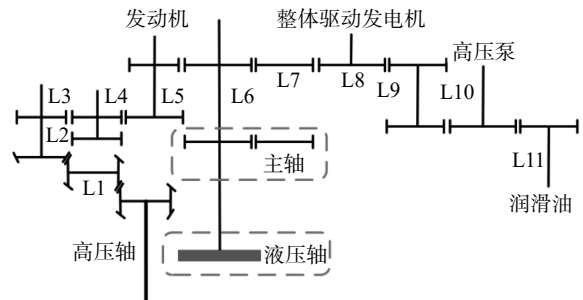
4.1 航空发动机的故障诊断

轴承作为航空发动机的核心部件,航空发动机内部布置往往比较紧密,振动传感器很难布置

在近端,对于故障信号的特征提取造成极大的困难。航空发动机振动数据采集自法国 Safran 公司生产的某航空发动机附件齿轮箱^[25],发动机结构示意图及齿轮箱结构图如图10所示。图中L1~L11分别为发动机齿轮箱各轴,实验前,在L5轴滚动轴承构造外圈剥落损坏故障。根据L4轴转速, L4与L5轴齿数以及L5滚动轴承的轴承参数,计算转频以及轴承故障特征频率如表3。并与快速谱峭度和快速谱相关(fast spectral correlation, FSC)算法进行对比,以验证FSR-MCRED方法在航空发动机故障信号特征提取的能力。其分析结果如图11、图12和图13。



(a) 发动机结构示意图



(b) 齿轮箱结构图

图10 发动机结构示意图与齿轮箱结构图

Fig. 10 Schematic diagram of engine and gearbox structures

表3 发动机轴承特征频率

Table 3 Characteristic frequency of engine bearings

参数	数值
转频 f_r/Hz	182.9
滚动体特征频率 f_b/Hz	650.5
外圈特征频率 f_o/Hz	1 419.5
内圈特征频率 f_i/Hz	1 843.5
保持架特征频率 f_l/Hz	78.8

FK 算法包络谱分析结果如图11,由图可以看出,FK 算法具有良好的滤波效果,但是由于外部噪声过大且比较复杂,造成FK 滤波失误,外圈故障信号特征难以辨别。FSC 算法分析结果如

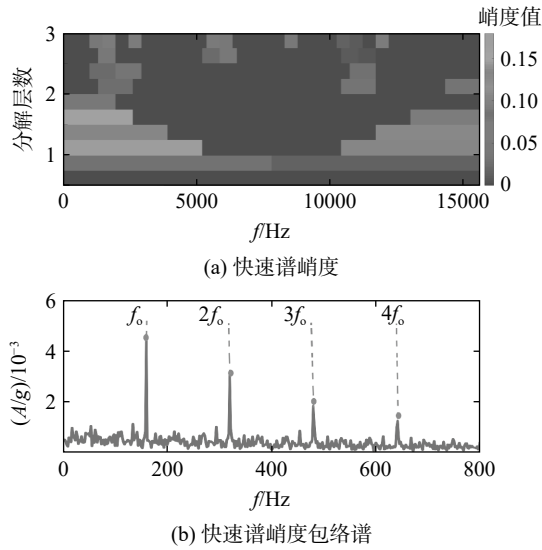


图 11 快速谱峭度分析结果

Fig. 11 Results of rapid spectral kurtosis analysis

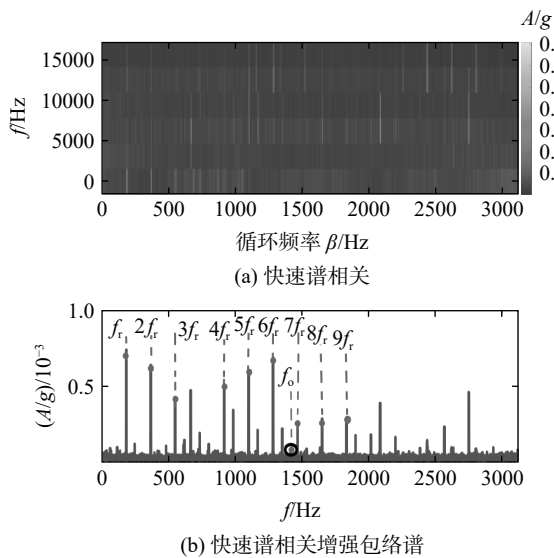


图 12 FSC 分析结果

Fig. 12 FSC analysis results

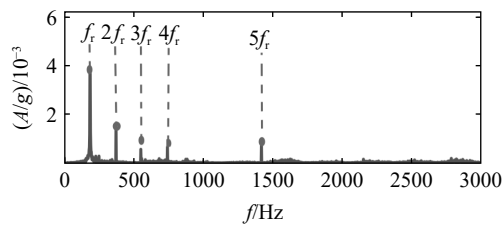


图 13 FSR-MCRED 包络谱

Fig. 13 FSR-MCRED envelope spectra

图 12, 由图可以看出, FSC 算法对于周期信号有较好的增强效果, 但是由于其没有滤波效果, 导致外圈信号故障特征被掩盖在大量无关的信号特征之中, 导致难以进行准确的故障诊断。FSR-

MCRED 包络分析结果如图 13。由图可知, 在 MCRED 算法中融入相空间重构之后, 对于信号的滤波效果和分解效果均有提高, 能够准确地进行故障诊断。

4.2 复合故障实验数据验证

西安交通大学雷亚国教授团队提供的轴承加速全寿命周期数据^[26], 丰富了故障诊断和性能退化研究实验数据。本文使用外圈与内圈复合故障实验工况, 采用幅值指标没有明确表征的 $t=20\text{ min}$ 所采集实验数据, 理论计算内外圈故障频率分别为 $f_i=171\text{ Hz}$ 、 $f_o=109\text{ Hz}$, 并与解卷积算法 OMEDA 以及 MOMEDA^[19] 进行对比分析, 以证明本文算法在解决复合故障方面的优势。分析结果如图 14。

图 14(a)~图 14(c)分别为 OMED、MOMEDA 以及本文 FSR-MCRED 方法的包络谱分析结果, 由结果可知 OMED 和 MOMEDA 均能较好地分析出故障较明显的外圈故障, 而且 MOMEDA 方法由于解决了 OMED 方法的局部最优解问题, 因此滤波效果更好。但是两者的共同缺陷在于对于内圈故障没有较好的显示, 而本文方法由于在 MCRED 的方法中融合了相空间重构的抑噪和分解特性, 能够更好地提取复合故障中的故障信号。

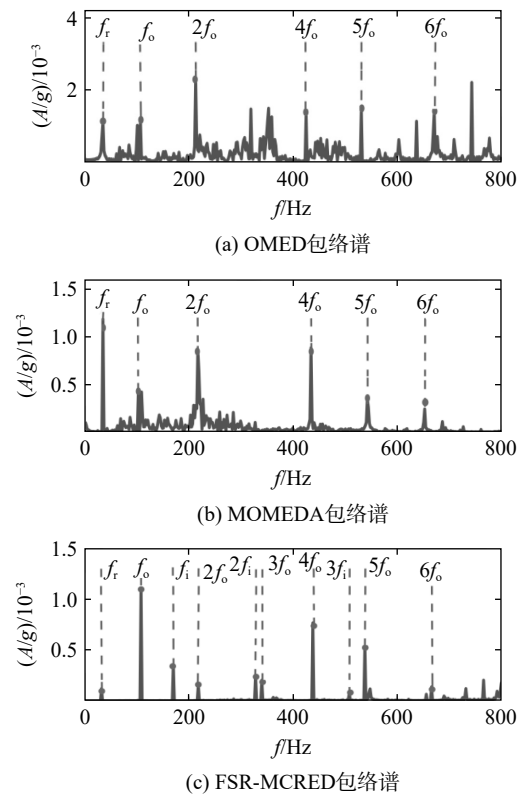


图 14 3 种方法的包络谱结果

Fig. 14 Three methods of envelope spectra results

5 台架实验验证

实验设备采用 SpectraQuest 的旋转机械故障实验台,扬州科动加速度传感器和本特利位移传感器, LMS 数据采集设备。实验转速为 2 700 r/min,故障轴承型号 MB ER-12 K, 分别设置滚珠故障、内圈故障和外圈故障的复合故障轴承。转速保持恒定在 2 700 r/min, 使用 LMS SCADAS 移动数据采集系统采集加速度传感器的振动信号, 采样频率为 25.6 kHz; 计算各故障特征频率如表 4, 实验全貌如图 15 所示, 选取含有复杂激励更多的远端加速度传感器所测的加速信号。分别使用 MCKD、OMED、MOMOEDA 以及 FSR-MCRED 进行对比, 分析结果如图 16。

表 4 MBER-12K 轴承特征频率

Table 4 Characteristic frequency of MBER-12K bearings

参数	数值
转频 f_r /Hz	45
滚动体特征频率 f_b /Hz	89.6
外圈特征频率 f_o /Hz	137
内圈特征频率 f_i /Hz	222.7
保持架特征频率 f_l /Hz	17.01

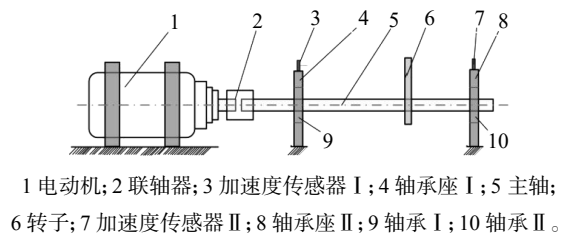


图 15 实验布局图

Fig. 15 Diagram of experimental layout

由图 16 可知 MCKD 方法对于较为敏感的外圈故障的信号特征提取具有良好的效果,但由于容易陷入局部最优,因此难以对同时存在的其他周期脉冲信号特征进行提取或者强化。OMED 方法为无迭代方法,其故障特征提取效果最差,难以进行故障诊断。MOEDA 进行故障诊断时,由于仅是针对 OMED 的改进算法,但并未考虑多种故障同时存在的工况,因此故障特征提取结果也不完整。FSR-MCRED 方法考虑了多种故障同时存在的问题,并选用了对于偶发脉冲和谐波均具有较好稳定性的雷尼熵作为性能指标,并融入相空间重构方法进行解卷积,提取了包含更多故障信息的子空间信号,较好完成了复合故障工况下的特征提取。但需要注意的是,由于相空间重

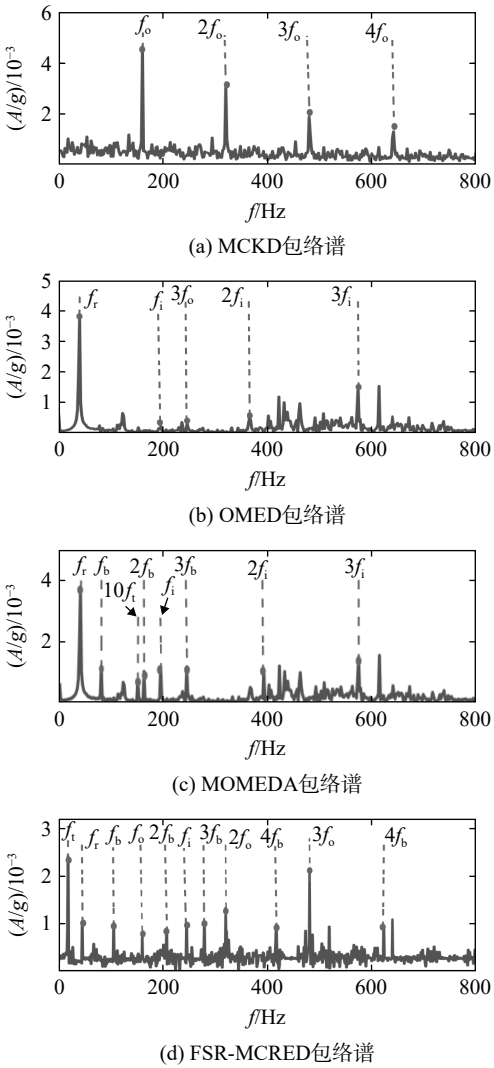


图 16 4 种方法包络分析结果

Fig. 16 Results of four methods of envelope analysis

构舍去了部分子空间,导致在特征提取时丢失了 2 阶和 3 阶内圈故障特征。

6 结 论

本文提出了一种基于相空间重构技术融入最大相关雷尼熵的航空发动机核心部件复合故障信号特征提取方法。并通过仿真实验,实验数据以及台架实验验证了该方法与现有的信号特征提取方法在低信噪比,复杂噪声干扰下提取复合故障信号特征具有优势,其结论如下。

通过推导分析峭度、偏度以及雷尼熵的数学公式的异同,证明峭度、偏度均为雷尼熵在各自域上的不同表达。通过仿真实验对比验证三者与故障灵敏度和偶发噪声稳定性之间的关系,认为雷尼熵和峭度对于故障均有较高的灵敏度,而且雷尼熵对于偶发噪声的稳定性更佳。

为了消除传递路径以及其他复杂噪声对于故

障特征提取的负面影响,较好地提取故障周期脉冲响应,定义了对于偶发噪声,谐波噪声具有更好抑制效果的相关雷尼熵作为敏感特征范数。通过推导了最大相关雷尼熵解卷积的求解公式,提出了以非迭代方式求解最佳滤波器最大相关雷尼熵解卷积的求解方法。

对于复合故障工况下,不同周期的脉冲信号,提出将相空间重构技术融入 MCRED 计算中,通过利用奇异值分解的噪声抑制特性和分解特性,提出了以最大雷尼熵为基础的子空间的筛选方法。

通过仿真验证,实验数据验证和台架实验验证,证明了本文方法在低信噪比,复杂噪声工况下对于复合故障信号特征良好的提取效果。但由于复杂的实测信号导致 PSR 技术的子信号空间选择的差异性,对于不同信号的解耦效果存在差异,并有可能造成信号特征提取效果的差异。因此需要在后续研究中将重点研究相空间重构技术筛选空间的选择,进一步提高算法的稳定性。

参考文献:

- [1] 杨潇谊, 邓为权, 马军. 基于 IRCMNDE 和 NNCHC 的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2022, 37(6): 1150-1161.
YANG Xiaoyi, DENG Weiquan, MA Jun. Fault diagnosis of rolling bearings based on IRCMNDE and NNCHC[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1150-1161. (in Chinese)
- [2] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 58-72.
- [3] QIN Y, JIN L, ZHANG A, et al. Rolling bearing fault diagnosis with adaptive harmonic kurtosis and improved bat algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [4] BARSZCZ T, RANDALL R B. Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23: 1352-1365.
- [5] DONG X, LIAN J, WANG H. Vibration source identification of offshore wind turbine structure based on optimized spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition[J]. Ocean Engineering, 2019, 172: 199-212.
- [6] WANG T, CHU F, HAN Q, et al. Compound faults detection in gearbox via meshing resonance and spectral kurtosis methods[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 392: 367-381.
- [7] SMITH W A, FAN Z, PENG Z, et al. Optimized spectral kurtosis for bearing diagnostics under electromagnetic interference[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 371-394.
- [8] XIANG J, ZHONG Y, GAO H. Rolling element bearing fault detection using PPCA and spectral kurtosis[J]. Measurement, 2015, 75: 180-191.
- [9] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21: 108-124.
- [10] LEE J H, KIM D H, SHIN Y H. Hyperbolic localization of incipient tip vortex cavitation in marine propeller using spectral kurtosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110: 442-457.
- [11] WANG Y, MING L. An adaptive SK technique and its application for fault detection of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25: 1750-1764.
- [12] ZHANG K, CHEN P, YANG M, et al. The harmogram: a periodic impulses detection method and its application in bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108374.1-108374.18.
- [13] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [14] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 1980, 16(1): 21-35.
- [15] ENDO H, RANDALL R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21: 906-919.
- [16] YANG F, KOU Z, WU J, et al. Application of mutual information-sample entropy based MED-ICEEMDAN De-noising scheme for weak fault diagnosis of hoist bearing[J]. Entropy, 2018, 20(9): 667-681.
- [17] CARLOS C. Minimum entropy deconvolution and simplicity: a noniterative algorithm[J]. Geophysics, 2012, 50(3): 394-413.
- [18] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [19] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [20] 陈鑫, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 MCKD 和改进 IESFOgram 相结合的行星轴承外圈故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 200-206.
CHEN Xin, GUO Yu, WU Xing, et al. Planet bearing outer-race fault diagnosis based on MCKD and improved IESFOgram[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 200-206. (in Chinese)
- [21] 黄晨光, 林建辉, 丁建明, 等. 一种新的差分奇异值比谱及其在轮对轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(4): 17-26.
HUANG Chengguang, LIN Jianhui, DING Jianming, et al. A novel energy difference singular value ratio spectrum and its application to wheelset bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(4): 17-26. (in Chinese)
- [22] ZHAO Xuezhong, YE Bangyan. Singular value decomposition packet and its application to extraction of weak fault feature[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70/71: 73-86.
- [23] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBASAARD 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 Processing, 2001, 15: 945-962.
- [24] TAO B, ZHU L, HAN D, et al. An alternative time-domain index for condition monitoring of rolling element bearings: a comparison study[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2007, 92(5): 660-670.
- [25] JERME A, GRIFFATON J, ANDRÉ H, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 97: 112-144.
- [26] WANG B, LEI Y, LI N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 69: 1-12.

(编辑: 王碧琨)