

基于多传感信号融合处理的滚动轴承故障定位 诊断方法

高瑞斌¹, 张飞斌^{2*}

(1. 国能江苏电力工程技术有限公司, 江苏 镇江 212000;

2. 清华大学 机械工程系, 北京 100124)

Rolling Bearing Fault Diagnosis and Localization Based on Multi-Sensor Signal Fusion Processing

GAO Ruibin¹, ZHANG Feibin^{2*}

(1. CHN Energy Jiangsu Electric Engineering Technology Co., Ltd., Zhenjiang 212000, China;

2. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100124, China)

Abstract: In traditional rolling bearing dynamic models, the contact profile of rolling elements is often neglected. Based on the comprehensive analysis of a rolling ball entering and leaving a defect, an equivalent profile quantitative characterization function for localized defects is established, integrating the geometric-motion principles of rolling bearings. From this, an enhanced dynamic model for system failures in rolling bearings is constructed. Using theoretical analysis and numerical simulations based on the dynamic model, the mapping relationship between the location dimensions of outer raceway defect for rolling element bearings and the characteristics of vibration signals is explored, offering a mechanistic foundation for the construction and extraction of quantitative diagnostic indicators. To address the challenge presented by noise interference affecting the diagnostic accuracy of location formulas in real signals, a new algorithm for adaptively decomposing multi-channel time series is used in this paper. In analyses of both simulated and experimental signals, it is shown that the subtle fault quantification features hidden within the original multi-channel signals are more effectively extracted using tensor singular spectrum decomposition.

Key words: rolling bearing; quantitative diagnosis; tensor decomposition; dynamic model

摘 要: 针对传统滚动轴承动力学模型忽略了滚动体接触形貌的问题,以滚珠进入-离开缺陷全过程分析为基础,

结合滚动轴承几何-运动原理建立局部缺陷的等效轮廓量化表征函数,由此构建了一种改进的滚动轴承系统故障动力学模型。基于动力学模型的理论分析和数值仿真,研究了滚动轴承外圈局部缺陷定位尺寸与多通道振动信号融合特征之间的映射关系,为定位诊断特征和指标提取提供了机理指引。针对实际信号中存在噪声干扰影响定位公式诊断精度的问题,研究了多通道时间序列自适应分解算法对含噪仿真信号和试验信号的处理性能。结果表明,张量奇异谱分解方法能够很好地提取出隐藏在原始多通道信号中的定位诊断特征。

关键词: 滚动轴承; 量化诊断; 张量分解; 动力学模型

0 引言

基于故障信息冲击特征的振动机理分析是指指导滚动轴承故障诊断的一种重要且有效的方法。多年以来,建模方法得到了广泛的研究和验证。郭瑜等人^[1-2]以陶瓷轴承为研究对象,提出了滚动体滚过缺陷区域引起的接触位移和接触力变化公式,构建了含外圈局部缺陷的轴承动力学模型,对剥落区宽度与双冲击特征时间间隔开展了理论研究。Luo 等人^[3-4]建立了一种含有剥落缺陷的滚动轴承耦合非线性动力学模型,该模型考虑了弹性流体动力润滑,研究并解释了相应的双冲击激励机制。Zhang 等人^[5]构建了包含内圈故障的滚动轴承动力学模型,采用构建的模型研究了内圈故障尺寸相差滚珠角间距自然倍数的振动响应特征,发现当内圈缺陷尺寸相差整数倍时,它们的振动响应具

基金项目: 国家自然科学基金(52105109)

The National Natural Science Foundation of China (52105109)

有相同的双冲击特征及时间间隔,因此提出了轴轨道劣化程度(AODD)指标用于区分这类易混淆缺陷。由此可见,滚动轴承动力学建模是故障量化诊断机理研究不可或缺的手段。通过动力学仿真分析可掌握轴承故障特征及表现形式。

目前,国内外学者在信号处理方法方面做了大量的研究工作,取得了丰硕的研究成果。Xu 等人^[6]提出了一种基于经验小波变换(EWT)的经验扫描谱峭度(ESSK)方法,提高了快速谱峭度(FK)故障检测的准确性。Yang 等人^[7]将包络阶次跟踪与约束独立分量分析(CICA)相结合,对轴承信号进行弱特征提取。唐鸣等^[8]针对电机轴承故障不稳定的振动信号及故障特征提取困难的问题,提出了一种基于变分模态分解(VMD)能量熵与卷积神经网络(CNN)相结合的电机轴承故障诊断方法。赵小惠等^[9]提出了一种改进自适应噪声完备经验模态分解算法。石志伟等^[10]提出了基于改进小波包阈值降噪的滚动轴承故障分析方法。朱敏等^[11]结合集合经验模态分解(EEMD)与小波包,用于轴承信号降噪。冯辅周等^[12]提出了基于变分模态分解与散布熵的故障诊断方法。钟志贤等^[13]提出了基于 VMD 与自回归(AR)模型的故障诊断方法。丁小健等^[14]提出了一种基于峭度、小波降噪和共振解调法相结合的异步电机故障诊断方法。由以上研究可知,轴承信号处理方面的研究大都关注于轴承定性诊断和单传感信号处理方法,很少涉及轴承外圈缺陷定位诊断及多通道信号融合处理。文献[15-16]针对轴承外圈缺陷定位诊断问题,提出了外圈缺陷定位诊断指标水平-垂直同步均方根(HVS-RMS)及定位公式。此后,滚动轴承外圈缺陷定位诊断也受到了越来越多学者的关注。

本文在现有文献的基础上,构建了局部缺陷故障量化参数的轴承系统动力学模型。进一步地,结合理论分析、数值仿真和故障模拟试验,研究了针对轴承外圈缺陷定位诊断的多通道信号融合处理算法。

1 改进的滚动轴承系统动力学模型

1.1 缺陷轴承动力学模型

图1所示为一种改进的滚动轴承动力学模型,模型中主要包括内圈、外圈、滚动体以及高频

谐振器。假设滚珠数量为 N_b ,则模型一共具有 $2N_b+6$ 个自由度。图2所示为轴承内各部件之间的相对位置示意图。并将轴承内圈(x_i, y_i)、外圈(x_o, y_o)定义为两个独立的广义笛卡尔坐标系,滚动体($l_{j,r}; r=1,2; j=1,2,3,\dots,N_b$)定义为一个独立的广义极坐标系。 $X_{j,r}$ 和 $Z_{j,r}$ 分别是第 r 列的第 j 颗滚动体位置相对于内圈、外圈中心的位移,它们与参数 $l_{j,r}$ 具有如下关系^[17]:

$$\begin{cases} X_{j,r} = \sqrt{(l_{j,r} \cos \phi_{j,r} - x_i)^2 + (l_{j,r} \sin \phi_{j,r} - y_i)^2} \\ Z_{j,r} = \sqrt{(l_{j,r} \cos \phi_{j,r} - x_o)^2 + (l_{j,r} \sin \phi_{j,r} - y_o)^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\phi_{j,r}$ 为第 j 颗滚动体相对于第 r 列广义极坐标的角位置。

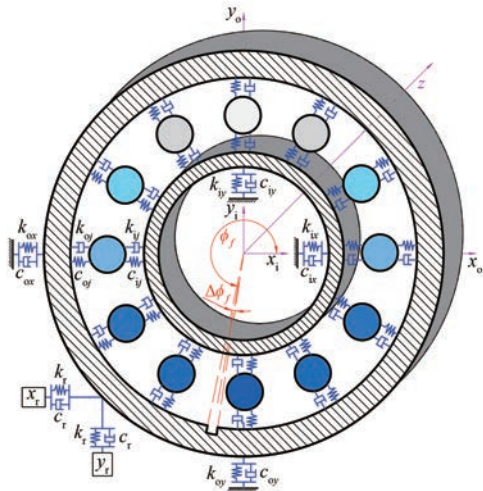


图1 轴承局部缺陷动力学模型

Fig. 1 Dynamic model of a bearing system

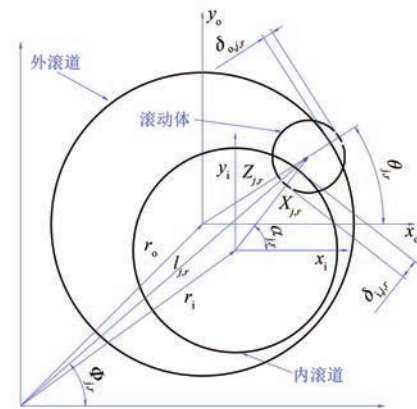


图2 轴承各部件相对位置示意图

Fig. 2 Diagram of the relative position of the bearing components

本文根据现有文献[18]中广泛采用的矩形缺陷,探讨了第 j 颗滚动体与滚道(内滚道与外滚道)之间的接触变形 $\delta_{ij,r}$ 和 $\delta_{oj,r}$ 。外圈缺陷模型如图3所示,其中, h 为缺陷深度; $\Delta\phi_f$ 为缺陷角跨度。图1中所示的 ϕ_f 为故障角位置中心。

为了推导出精确的接触变形方程 $\delta_{oj,r}$,本节从滚动体与外圈之间的运动几何关系出发,分析发现,滚动体与外滚道之间的接触变形 $\delta_{oj,r}$ 可分3种情况进行讨论:

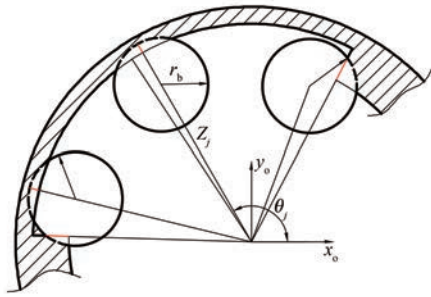


图3 滚动体与外圈的接触情况

Fig. 3 The contact deformation between the j th ball and the outer raceway

1) 滚动体与缺陷边缘接触

如图3中最右侧的滚动体所处位置所示。在这种情况下,滚动体 j 与缺陷的接触变形为图中标识出的红色线条部分,其外圈接触变形可表示为

$$\delta_{oj1,r} = \sqrt{rb^2 - (Z_{j,r} \sin \psi_{j,r})^2} + Z_{j,r} \cos \psi_{j,r} - \left(r_d + r_b + \frac{c_l}{2} \right) \quad (2)$$

式中: r_d 为节圆半径; r_b 为滚珠半径; c_l 为径向间隙; $\psi_{j,r}$ 为缺陷边缘与 $Z_{j,r}$ 的夹角,可表示为

$$\psi_{j,r} = \begin{cases} \phi_f + 0.5\Delta\phi_f - \theta_{j,r}, & \text{if } \phi_f < \theta_{j,r} \leq \phi_f + 0.5\Delta\phi_f \\ \theta_{j,r} - \phi_f + 0.5\Delta\phi_f, & \text{if } \phi_f - 0.5\Delta\phi_f < \theta_{j,r} \leq \phi_f \end{cases} \quad (3)$$

式中:

$$\theta_{j,r} = \sin^{-1} \left(\frac{l_{j,r} \sin \phi_{j,r} - y_o}{Z_{j,r}} \right) \quad (4)$$

2) 滚动体与缺陷底部接触

如图3的中间位置滚动体所示。在这种情况下,滚动体 j 与缺陷的接触变形为图中标识出的红色线条部分,其外圈接触变形可表示为

$$\delta_{oj2,r} = \begin{cases} p - h, & \text{若 } \phi_f - \frac{\Delta\phi_f}{2} < \theta_{j,r} \leq \phi_f + \frac{\Delta\phi_f}{2} \\ p, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{式中: } p = Z_{j,r} - r_d - \frac{c_l}{2}.$$

3) 滚动体同时与缺陷边缘和底部接触

如图3中最左侧的滚动体所处位置所示。当滚动体同时与缺陷边缘和底部接触时,滚动体与外圈之间的接触变形可表示为

$$\delta_{oj3,r} = \delta_{oj1,r} + \delta_{oj2,r} \quad (6)$$

另外,由图28可得滚动体与内圈之间的接触变形为

$$\delta_{ij,r} = rd + \frac{cl}{2} - X_{j,r} \quad (7)$$

由赫兹接触理论及接触变形公式(6)-(7)可得第 j 颗滚动体分别与外、内圈之间的径向接触力为^[18]

$$\begin{cases} Q_{oj,r} = K_o (\delta_{oj,r})^{1.5} \\ Q_{ij,r} = K_i (\delta_{ij,r})^{1.5} \end{cases} \quad (8)$$

式中: K_o 和 K_i 为赫兹接触载荷因子。由此,对每个滚动体的接触力进行求和,可得作用于外圈的 x 方向、 y 方向的总接触力为

$$\begin{cases} F_{out,x} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} Q_{oj,r} \cos(\theta_{j,r}) \\ F_{out,y} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} Q_{oj,r} \sin(\theta_{j,r}) \end{cases} \quad (9)$$

同理,作用于内圈的 x 方向、 y 方向的总接触力为^[17]

$$\begin{cases} F_{in,x} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} Q_{ij,r} \cos(\alpha_{j,r}) \\ F_{in,y} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} Q_{ij,r} \sin(\alpha_{j,r}) \end{cases} \quad (10)$$

$$\alpha_{j,r} = \sin^{-1} \left(\frac{l_{j,r} \sin \phi_{j,r} - y_i}{X_{j,r}} \right) \quad (11)$$

作用于内圈、外圈的 x 方向和 y 方向总接触阻尼力为

$$\begin{cases} F_{din,x} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} c \dot{\delta}_{ij,r} \cos(\alpha_{j,r}) \\ F_{din,y} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} c \dot{\delta}_{ij,r} \sin(\alpha_{j,r}) \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} F_{d\text{ out},x} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} c\dot{\delta}_{o,j,r}\cos(\theta_{j,r}) \\ F_{d\text{ out},y} = \sum_{r=1}^2 \sum_{j=1}^{N_b} c\dot{\delta}_{o,j,r}\sin(\theta_{j,r}) \end{cases} \quad (13)$$

式中: c 为粘性阻尼常数。综上,建立滚动轴承系统动力学方程如下:

$$\begin{cases} m_i\ddot{x}_i + F_{\text{in},x} + F_{d\text{ in},x} = F_x \\ m_i\ddot{y}_i + F_{\text{in},y} + F_{d\text{ in},y} + m_i g = F_y \\ m_o\ddot{x}_o + c_{ox}\dot{x}_o + k_{ox}x_o - F_{\text{out},x} - F_{d\text{ out},x} = 0 \\ m_o\ddot{y}_o + c_{oy}\dot{y}_o + k_{oy}y_o - F_{\text{out},y} - F_{d\text{ out},y} + m_o g = 0 \\ m_r\ddot{x}_r + c_r(\dot{x}_r - \dot{x}_o) + k_r(x_r - x_o) = 0 \\ m_r\ddot{y}_r + c_r(\dot{y}_r - \dot{y}_o) + k_r(y_r - y_o) = 0 \\ m_b l_{j,r} - m_b l_{j,r} w_c^2 + m_b g \sin\phi_j - \{f_r\} - \{f_{dr}\} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中: m_i 、 m_o 、 m_r 和 m_b 分别为内圈加轴、外圈加轴承座、谐振器以及滚珠的质量; x_r 和 y_r 分别为外圈的实测振动响应; k_r 和 c_r 分别为高频谐振器的刚度和阻尼; w_c 为保持架转速; F_x 和 F_y 分别为轴承的水平方向静载荷和垂直方向静载荷; k_{ox} 、 k_{oy} 和 c_{ox} 、 c_{oy} 分别为轴承支座的刚度和阻尼; $\{f_r\}$ 和 $\{f_{dr}\}$ 分别为滚动体与滚道间的接触力和接触阻力。

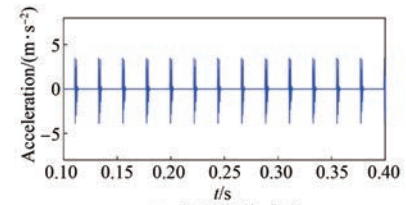
1.2 外圈故障定位诊断机理

文献[15]通过试验发现了滚动轴承外圈故障的周向角位置与多传感融合指标 HVS-RMS 之间具有近似线性关系。本文将利用上一节中所建立的轴承动力学模型对该现象进行仿真验证。轴承系统参数如表 1 所示。设定轴转速 $f_s = 4.2$ Hz, 采样频率 $F_s = 65\ 536$, 外圈缺陷深度 $h = 0.2$ mm。图 4 所示为基于动力学模型仿真得到的缺陷宽度为 $\Delta\phi_f = 1^\circ$ 时的振动加速度响应。为了探讨故障角位置与 HVS-RMS 之间的映射关系在不同缺陷尺寸和载荷条件下的适用性,采用动力学模型仿真了 $\Delta\phi_f = 1^\circ$ 和 2° , 垂直径向载荷 $F_y = 40 \sim 70$ kN 时的系统振动加速度响应。图 5 所示为相应的 HVS-RMS 随缺陷角位置变化曲线。从图中可以看出随着尺寸和载荷的变化, HVS-RMS 与故障角位置之间依然都存在着近似线性的关系, 且斜率基本不受尺寸和载荷的影响。

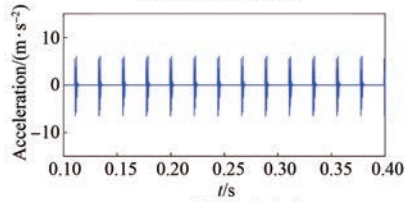
表 1 轴承系统参数

Tab. 1 Parameters of bearing system

参数名称	参数值
滚动体半径 r_b/mm	8.95
单排滚动体个数 N_b	24
节圆半径 r_d/mm	90.1
接触角 $\alpha_j/^\circ$	0
径向间隙 $r_L/\mu\text{m}$	15
滚动体角间距/ $^\circ$	15
内圈和轴的质量 m_i/kg	480
高频谐振器的质量 m_r/kg	5
外圈和轴承座的质量 m_o/kg	200
高频谐振器的刚度 $k_r/(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1})$	19 739
内圈和轴的刚度 $k_{ix}=k_{iy}/(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1})$	457.6
外圈和轴承座的刚度 $k_{ox}=k_{oy}/(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1})$	457.6
内圈和轴的阻尼 $c_{ix}=c_{iy}/(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1})$	1.46
外圈和轴承座的阻尼 $c_{ox}=c_{oy}/(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1})$	1.46
高频谐振器的阻尼 $c_r/(\text{N}\cdot\text{m}^{-1})$	18 850
赫兹刚度/ $(\text{MN}\cdot\text{m}^{-1.1})$	4 576



(a) 水平振动响应



(b) 垂直振动响应

 图 4 轴承外圈缺陷 $\Delta\phi_f = 1^\circ$ 的仿真信号

 Fig. 4 Simulated vibration responses for $\Delta\phi_f = 1^\circ$

(a) horizontal vibration response; (b) vertical vibration response

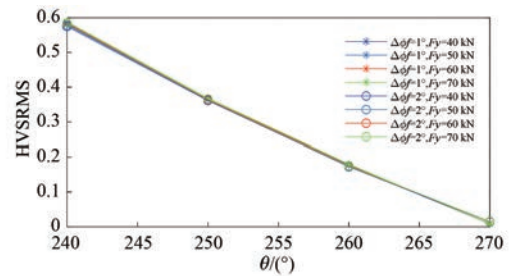


图 5 不同缺陷尺寸下的 HVS-RMS

Fig. 5 HVS-RMS for different size defects

2 张量奇异谱分解算法

由动力学仿真分析获得的 HVS-RMS 与故障角位置之间的近似线性关系可用于滚动轴承外圈故障的定位诊断。然而,现场采集的实际信号中不可避免的受到环境噪声或其他激励源干扰,采集的原始振动信号难以直接用于定位诊断。此外,大部分先进的单通道信号处理技术无法直接用于双通道信号融合的定位诊断指标 HVS-RMS 的提取。这是因为采用单通道信号处理方法对每个通道信号进行逐一处理的方式很容易破坏多通道信号之间的固有结构和耦合关系,也就无法准确计算或提取多传感器信号之间的融合故障诊断指标或特征^[15]。张量是多传感信号的代数表征形式,张量分解^[19]是多传感信号融合处理的重要手段。张量是标量、向量和矩阵的高阶推广,为具有自然多维结构的真实数据提供了一种有益的表示。在张量理论中,标量为零阶张量,行向量和列向量属一阶张量,矩阵为二阶张量。单传感信号的时域波形和频谱为向量,即一阶张量;其时频谱则为矩阵,即二阶张量。而多个传感器或多测点信号则可构建为高阶张量。因此,高阶张量相比于向量和矩阵能够包含更多的信息和特征。张量分解理论可最大限度地保留多传感信号内结构特性的情况下对高阶信号进行分解和处理。本节将研究张量奇异谱分解算法在多通道信号融合诊断指标提取中的性能。

2.1 张量乘法

定义(张量乘法)^[20]:对于一个三阶为 $I_1 \times I_2 \times I_3$ 的张量 X 和大小为 $I_2 \times I \times I_3$ 的张量 Y ,则 $X * Y$ 的积是一个大小为 $I_1 \times I \times I_3$ 的张量。

$$X * Y = \text{fold} \{ \text{circ} [\text{unfold}(X, 1)] \cdot \text{unfold}(Y, 1), 1 \} \quad (15)$$

式中:unfold 和 fold 分别表示张量的展开和叠加操作,二者互为逆操作;circ()表示循环展开操作。

2.2 张量 SVD

若 X 是 $I_1 \times I_2 \times I_3$ 的实数张量,则 X 可以被分解为^[16]

$$X = U * S * V^T \quad (16)$$

式中: U 为 $I_1 \times I_1 \times I_3$ 的正交张量; V 为 $I_2 \times I_2 \times I_3$ 的正交张量; S 为大小为 $I_2 \times I_2 \times I_3$ 的 f-对角张量。张量 SVD 示意图如图 6 所示。

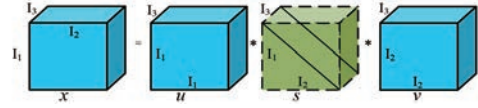


图 6 三阶张量奇异值分解示意图

Fig. 6 Tensor SVD for third-order tensors

2.3 张量奇异谱分解

张量奇异谱分解通过迭代的方法对原始多通道时间序列进行分步提取,将原始两通道时间序列分解为有意义的分量序列。包含往复循环的 4 个阶段:嵌入、分解、分组和重构。

嵌入:方法的第一步是将多通道时间序列嵌入到一个张量空间中。假设两个长度为 $n=1, 2, 3, \dots, N$ 的离散时间序列分别为 $x(n)$ 和 $y(n)$,采用嵌入法将 $x(n)$ 和 $y(n)$ 构建为一个三阶轨迹张量 $X \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$,该张量 $X \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 的每个正面切片 $\{X(:, :, k), k=1, 2\}$ 的轨迹矩阵可表示为

$$\begin{aligned} X(:, :, 1) &= \begin{bmatrix} x(1) & x(N) & x(N-1) & \cdots & \cdots \\ x(2) & x(1) & x(N) & \cdots & \cdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ x(N) & x(N-1) & \ddots & \cdots & \cdots \end{bmatrix} \\ X(:, :, 2) &= \begin{bmatrix} y(1) & y(N) & y(N-1) & \cdots & \cdots \\ y(2) & y(1) & y(N) & \cdots & \cdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ y(N) & y(N-1) & \ddots & \cdots & \cdots \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $I_1 = N$, $I_2 = 1.2F_s/f_{\max}$, $I_3 = 2$,其中 $f_{\max}$ 为时间序列功率谱密度峰值频率。

分解:对三阶轨迹张量进行张量奇异值分解 $X = USV^T$,将轨迹张量分解为 I 个秩一张量的和 $X = \sum_{i=1}^I X_i$, I 为奇异值的总个数。

分组:将奇异值索引集 $\{1, 2, \dots, I\}$ 划分为两个不相交的子集 $\{I_C, I_R\}$ 。其中, I_C 子集包含一系列主成分 $\{i_1, i_2, \dots, i_c\}$,它们描述了第 j 次迭代的待分解时间序列的特定分量。这些主成分的频率主要集中在 $[f_{\max} - \Delta f, f_{\max} + \Delta f]$ 频段内。其中, Δf 表示时间序列主峰的半带宽。因此,根据 U 中的特征向量在频谱 $[f_{\max} - \Delta f, f_{\max} + \Delta f]$ 范围内具有突出主频率的所有特征组创建一个子集 I_C ($I_C = \{i_1, i_2, \dots, i_c\}$)。

信号重构:根据子集 I_C 重构结果张量,然后

采用交叉对角平均法^[21]重构其对应的分量信号。

3 信号处理与分析

3.1 仿真信号分析

为了分析张量奇异谱分解算法在多通道信号微弱特征提取中的性能,往轴承动力学仿真信号中加入一定强度的噪声。图 7 所示为加噪后的 $\phi_f=270^\circ$ 、 $\Delta\phi_f=1^\circ$ 水平和垂直两个通道时域波形。从图 7 所示的时域波形可以看出,轴承故障冲击已被噪声淹没,不再清晰可见。加噪后的 HVS-RMS 与故障角位置 ϕ_f 的变化关系如图 8 所示。从图 8 中可看出加噪后的 HVS-RMS 值与故障角位置之间的变化关系明显失真,因此无法直接进行定位诊断。

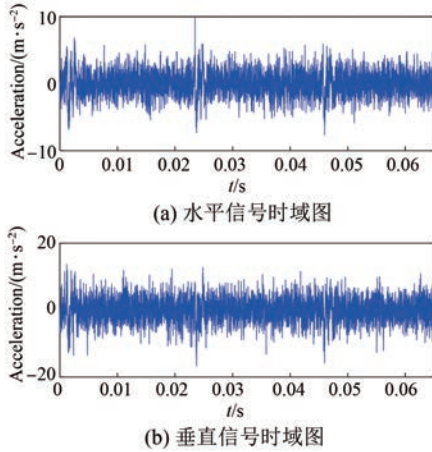


图 7 加入噪声的轴承故障仿真信号

Fig. 7 Bearing simulation signal plus noise: (a) time-domain waveform of the horizontal signal; (b) time-domain waveform of the vertical signal

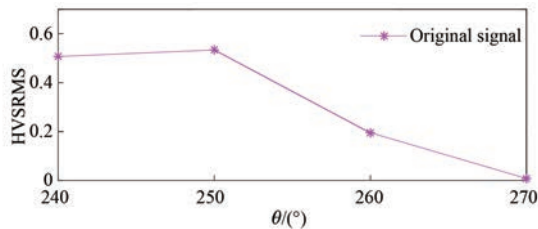


图 8 加入噪声的 HVS-RMS

Fig. 8 HVS-RMS of simulation signals plus noise

图 9 所示为张量奇异谱分解对图 7 中的信号进行处理后的第 1 个分量信号。观察图 9(a) 和 (b) 的时域波形图可以发现,原信号中被噪声掩盖的轴承故障冲击波形被清晰地提取出来了。经

张量奇异谱分解处理后,故障角位置与 HVS-RMS 指标之间的关系如图 10 所示。结合图 8 和图 10 的结果可知,张量奇异谱分解处理后的 HVS-RMS 与故障角位置之间呈现出良好的近似线性关系。也就说明,所提方法能保留双通道信号故障特征波形之间的固有耦合关系,进而从低信噪比信号中准确还原外圈故障角位置与双通道融合定位指标之间的映射关系。由此,仿真数据分析说明了张量奇异谱分解在多通道信号融合处理及轴承外圈缺陷定位指标提取中的优势。

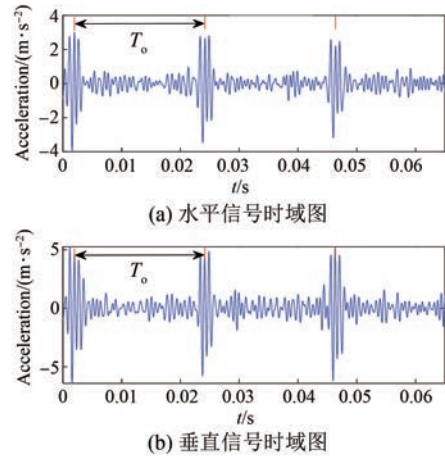


图 9 张量奇异谱分解处理后结果

Fig. 9 Processing results using the tensor singular spectrum decomposition (a) time-domain waveform of the horizontal signal; (b) time-domain waveform of the vertical signal

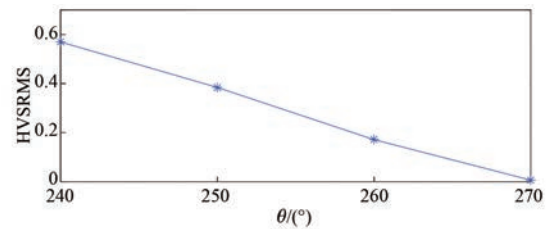


图 10 张量奇异谱分解处理后的 HVS-RMS

Fig. 10 HVS-RMS processed by the tensor singular spectrum decomposition

3.2 试验信号分析

本节对试验信号进行了分析,图 11 为轴承故障模拟试验台。从该试验台采集了轴承故障角位置分别在 $\phi_f=240^\circ$ 、 250° 、 260° 和 270° 的垂直和水平方向振动信号,采样频率为 65 536 Hz,采样点数为 9 460。

图 12 所示为含噪信号的 HVS-RMS 变化曲

线。从图中可看出,由于干扰噪声信号的存在,HVS-RMS 与故障角位置 ϕ_f 的近似线性关系出现明显失真。图 13 所示为张量奇异谱分解处理后的结果,从图中可以看出,经该方法处理后,故障角位置与定位指标之间呈现出了近似线性的关系。由此说明,张量奇异值分解适用于轴承的外圈缺陷定位诊断。



图 11 轴承试验台

Fig. 11 Ball bearing test rig

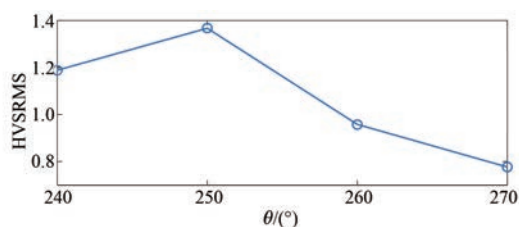


图 12 试验信号加噪后的 HVS-RMS

Fig. 12 HVS-RMS of the experiment signals plus noise

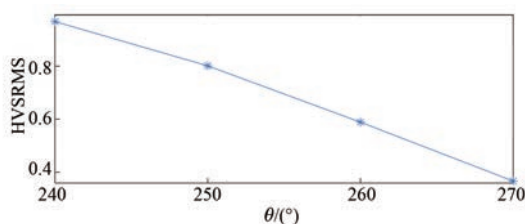


图 13 张量奇异谱分解处理后的 HVS-RMS

Fig. 13 HVS-RMS obtained after processing the experimental signals using tensor singular spectrum decomposition

4 结语

本文基于改进的滚动轴承动力学模型对外圈局部缺陷故障的定位诊断机理开展了理论分析和动力学仿真,研究了滚动轴承局部缺陷定位尺寸与多通道振动信号融合特征之间的映射关系,为针对定位诊断的多通道信号融合处理和特征提取提供了理论指引。

针对实际信号中存在噪声干扰影响定位诊断精度的问题,研究了张量奇异谱分解算法对含噪仿真和试验信号中定位特征和指标的提取性能。

结果表明,张量奇异谱分解算法很好地提取出了隐藏在原始多通道信号中的微弱故障量化特征,并且不会破坏多通道信号特征之前的固有耦合关系,可显著提高定位诊断精度。

参考文献

- [1] 刘倩楠. 混合陶瓷球轴承故障双冲击现象机理建模与性能退化指标评价[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2016.
- LIU Q N. Modelling of double impulses phenomenon and performance degradation index assessment of hybrid ceramic ball bearing [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2016.
- [2] 刘倩楠, 郭瑜, 伍星. 滚动轴承外圈剥落故障双冲击特征机理建模[J]. 振动工程学报, 2017, 30(4): 670-678.
- LIU Q N, GUO Y, WU X. Mechanism modeling of the double-impulses phenomenon of a spall defect on a rolling element bearing outer race [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(4): 670-678.
- [3] LUO M, GUO Y, ANDRE H, et al. Dynamic modeling and quantitative diagnosis for dual-impulse behavior of rolling element bearing with a spall on inner race [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 158(7): 107711-107729.
- [4] LUO M, GUO Y, WU X, et al. An analytical model for estimating spalled zone size of rolling element bearing based on dual-impulse time separation [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 453: 87-102.
- [5] ZHANG F B, HUANG J F, CHU F L, et al. Mechanism and method for the full-scale quantitative diagnosis of ball bearings with an inner race fault [J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 488(7): 115641-115659.
- [6] XU Y, TIAN W, ZHANG K, et al. Application of an enhanced fast kurtogram based on empirical wavelet transform for bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(3): 35001-35024.
- [7] YANG T, GUO Y, WU X, et al. Fault feature extraction based on combination of envelope order tracking and CICA for rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 113: 131-144.
- [8] 唐鸣, 王爱元, 朱振田. 多维度能量熵提取的不

- 同负载下电机轴承故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(9): 63-69.
- TANG M, WANG A Y, ZHU Z T, et al. Fault diagnosis of motor bearings with different loads based on multi-dimensional energy entropy extraction [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(9): 63-69.
- [9] 赵小惠, 张梦洋, 石杨斌, 等. 改进 CEEMDAN 算法的电机轴承振动信号降噪分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 159-164.
- ZHAO X H, ZHANG M Y, SHI Y B, et al. Noise reduction analysis of motor bearing vibration signal based on improved CEEMDAN algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 159-164.
- [10] 石志炜, 张丽萍. 基于改进小波包阈值降噪的滚动轴承故障分析[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 58-63.
- SHI Z W, ZHANG L P. Fault analysis of rolling bearing based on improved wavelet packet threshold denoising [J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(5): 58-63.
- [11] 朱敏, 段志善, 郭宝良. EEMD 结合小波包的振动筛轴承信号降噪效果分析[J]. 机械设计与制造, 2020, 5: 63-67.
- ZHU M, DUAN Z S, GUO B L. Denoising analysis of vibration screen bearing signal based on EEMD and wavelet packet [J]. Machinery Design & Manufacture, 2020, 5: 63-67.
- [12] 吴守军, 冯辅周, 吴春志, 等. 基于 VMD-DE 的坦克行星变速箱故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 170-179.
- WU S J, FENG F Z, WU C Z, et al. Research on fault diagnosis method of tank planetary gearbox based on VMD-DE [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 170-179.
- [13] 钟志贤, 焦博隆, 王家园, 等. 基于 VMD 和 AR 模型的转子裂纹故障诊断方法[J]. 机械强度, 2020, 42(3): 516-522.
- ZHONG Z X, JIAO B L, WANG J Y, et al. Crack fault diagnosis of rotor based on VMD and AR model [J]. Journal of Mechanical Strength, 2020, 42(3): 516-522.
- [14] 丁小健, 周健, 梁超, 等. 基于小波降噪和共振解调法的异步电机故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(9): 106-110.
- DING X J, ZHOU J, LIANG C, et al. A fault diagnosis method of asynchronous motor based on wavelet de-noising and resonance remodulation analysis [J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(9): 106-110.
- [15] CUI L L, HUANG J F, ZHANG F B, et al. HVSRMS localization formula and localization law: Localization diagnosis of a ball bearing outer ring fault [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 608-629.
- [16] ZHANG F B, HUANG J F, CHU F L, et al. Mechanism and method for outer raceway defect localization of ball bearings [J]. IEEE Access, 2020, 8: 4351-4360.
- [17] MOAZEN A, PETERSEN D, HOWARD C. A nonlinear dynamic vibration model of defective bearings-the importance of modelling the finite size of rolling elements [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52-53: 309-326.
- [18] PETERSEN D, HOWARD C, PRIME Z. Varying stiffness and load distributions in defective ball bearings: Analytical formulation and application to defect size estimation [J]. Journal of Sound Vibration, 2015, 337: 284-300.
- [19] HU C, WANG Y. Multidimensional denoising of rotating machine based on tensor factorization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 273-289.
- [20] KILMER M E, MARTIN C D, PERRONE L. A third-order generalization of the matrix SVD as a product of third-order tensors [J]. Computer Science, 2008.
- [21] BONIZZU P. Singular spectrum decomposition: A new method for time series decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6: 107-109.

收稿日期:2023-09-20

收到修改稿日期:2023-10-10

作者简介:

高瑞斌(1974-),男,硕士,高级工程师,高级政工师,研究方向为电力系统预测性维护和电力企业运营管理, ruibin.gao@chnenergy.com.cn;

* 通信作者:张飞斌(1986-),男,博士,助理研究员,研究方向为旋转机械动力学与故障诊断, zfeibin@mail.tsinghua.edu.cn。

Rolling Bearing Fault Diagnosis and Localization Based on Multi-Sensor Signal Fusion Processing

GAO Ruibin¹, ZHANG Feibin^{2*}

(1. CHN Energy Jiangsu Electric Engineering Technology Co., Ltd., Zhenjiang 212000, China;

2. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100124, China)

Key words: rolling bearing; quantitative diagnosis; tensor decomposition; dynamic model

Dynamic modeling of rolling bearings is an indispensable tool for the study of fault quantitative diagnosis mechanisms. Through dynamic simulation analysis, one can grasp the characteristics and manifestations of bearing faults. Therefore, dynamic modeling of bearings has garnered widespread attention. However, in traditional rolling bearing dynamic models, the contact profile of rolling elements is often neglected. This oversight might compromise the accuracy of simulations.

To address this gap and enhance simulation precision, this study undertakes a comprehensive analysis of a rolling ball entering and leaving a defect. Based on this, an equivalent profile quantitative characterization function for localized defects is established, integrating the geometric-motion principles of rolling bearings. From this, an enhanced dynamic model for system failures in rolling bearings is constructed. Using theoretical analysis and numerical simulations based on the dynamic model, the mapping relationship between

the location dimensions of outer raceway defect for rolling element bearings and the characteristics of vibration signals is explored. Furthermore, simulations analyzed the influence of load and defect size on this mapping relationship, offering a mechanistic foundation for the construction and extraction of quantitative diagnostic indicators.

Addressing the challenge of noise interference in actual signals that affects diagnostic accuracy in localization, this research investigates the extraction performance of tensor singular spectrum decomposition on location features and indicators within noisy simulation and experimental signals. The results demonstrate that the tensor singular spectrum decomposition algorithm effectively extracts the subtle fault quantification features hidden within the original multi-channel signals without compromising the inherent coupling relationship among multi-channel signal characteristics. This significantly enhances the accuracy of localization diagnostics. The algorithmic flow of this study is illustrated in Fig.1.

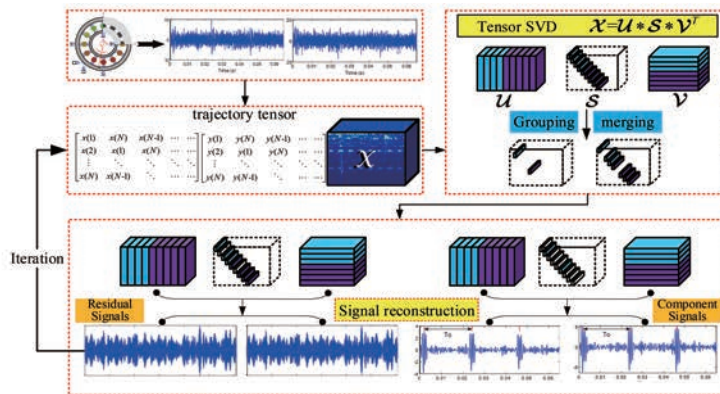


Fig. 1 The flowchart of Tensor singular spectrum decomposition