

数学形态学和 LMD 算法下滚动轴承 全生命周期故障检测研究

严峰军

(西安思源学院 基础部, 西安 710038)

摘要: 当滚动轴承在高速旋转时, 会产生振动和摩擦, 容易引起轴承表面的细微磨损和损伤, 且在恶劣的工作环境中, 会加剧轴承的磨损和腐蚀, 难以区分表面缺陷; 为此, 对滚动轴承全生命周期故障检测方法进行了研究; 根据滚动轴承的故障机理及特征, 设置滚动轴承故障检测标准, 模拟滚动轴承全生命周期工作过程; 采集并预处理滚动轴承的表面图像数据和内部振动数据, 利用数学形态学基于形状特征提取滚动轴承表面图像的微小特征, 通过 LMD 算法分解复杂信号为多个单一调频和窄带调频分量, 提取峭度、频率等关键特征; 采用特征匹配的方式, 得出滚动轴承故障类型、位置以及故障量的检测结果; 通过实验得出结论: 优化设计方法的故障类型误检率明显降低, 具有良好的故障检测能力。

关键词: 数学形态学; LMD 算法; 滚动轴承; 全生命周期; 故障检测

Research on Full Life Cycle Fault Detection of Rolling Bearings under Mathematical Morphology and LMD Algorithm

YAN Fengjun

(Foundation Department, Xi'an Siyuan University, Xi'an 710038, China)

Abstract: When the rolling bearings rotate at high speed, the vibration and friction generated can easily cause minor wear and damage in the bearing surface. In harsh working environments, it can exacerbate bearing wear and corrosion, making it difficult to distinguish surface defects. For this purpose, a fault detection method for the entire life cycle of rolling bearings is studied. Based on the fault mechanism and characteristics of rolling bearings, set fault detection standards for rolling bearings, and simulate the entire life cycle working process of rolling bearings. Collect and preprocess surface image data and internal vibration data of rolling bearings, extract small features of rolling bearing surface images based on shape features using mathematical morphology, decompose complex signals into multiple single frequency and narrowband frequency components using the LMD algorithm, and extract key features such as kurtosis and frequency. The feature matching is used to obtain the detection results of the type, location, and quantity of rolling bearing faults. Experimental results show that the fault type false detection rate of the optimized design method is significantly reduced, with a good fault detection ability.

Keywords: mathematical morphology; LMD algorithm; rolling bearings; full life cycle; fault detection

0 引言

滚动轴承是一种将运转的轴与轴座之间的滑动摩擦变为滚动摩擦, 从而减少摩擦损失的精密机械元件。滚动轴承的性能和寿命与制造材料、热处理工艺、加工精度、润滑剂等多种因素有关, 需要在使用中根据具体情况选择合适的轴承类型和润滑方式。滚动轴承受到生产质量、工作环境温度等因素的影响, 会导致其在全生命周期中存在严重的故障现象, 严重影响工业生产效率和质量。而其表面缺陷的复杂性、容易受到外界环境以及检测方法的局限性影响, 导致了故障信息提取不完整, 难以准确识别和区分轴承的表面缺陷。为此需要引入一种滚动轴承全生命周期故障检测方法。

现阶段滚动轴承故障检测方法中发展较为成熟的研究

成果包括: 文献 [1] 提出的基于振动和声发射的滚动轴承故障检测方法、文献 [2] 提出的基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承故障检测方法、文献 [3] 提出的基于最大相关准则盲反卷积算法的轴承故障检测方法以及文献 [4] 提出的基于振动和声学信号的卷积神经网络的轴承故障检测方法。其中文献 [1] 提出方法构建一个滚动轴承多传感器故障信息处理与融合的算法模型, 该模型基于滚动轴承故障实验平台与测试系统。通过该平台, 采集滚动轴承在不同工况下的振动加速度和声发射信号数据, 提取关键的特征信息。将振动加速度和声发射两种信号的数据特征进行了有效的融合, 完成对滚动轴承故障的诊断。文献 [2] 提出方法从轴承振动信号中, 提取时域、频域特征以及小波包分解节点能量特征, 形成了多维特征矩阵。为了提高数据

收稿日期: 2024-05-24; 修回日期: 2024-07-04。

作者简介: 严峰军(1979-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 严峰军. 数学形态学和 LMD 算法下滚动轴承全生命周期故障检测研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(12): 50-56, 66.

处理效率, 运用了 KECA 方法对这一矩阵进行了降维处理, 以便更有效地识别特征。在模型训练阶段, 选择了轴承在正常状态下的特征指标, 采用 BO 算法来确定 SVDD 的惩罚因子和核宽度, 进而得到早期故障检测结果。文献 [3] 提出方法在以最大相关准则为目标函数, 减少异常值的影响, 得到最优反褶积滤波器的系数, 采用基于自相关的策略来自动评估脉冲周期, 可以在没有任何先验知识的情况下增强被噪声掩盖的故障脉冲, 进而得出滚动轴承的故障检测结果。文献 [4] 提出方法利用 STFT 技术将振动和声学信号的原始信号转换为时间-频率分析, 通过时频特征的提取与匹配, 输出滚动轴承故障检测结果。

针对上述方法中存在的问题, 为了确定任意行星齿轮箱对象是否存在微弱振动故障, 并针对存在故障的行星齿轮箱, 进一步探测其故障位置, 综合应用最小二乘法和 SSA 算法, 对行星齿轮箱微弱振动故障探测方法进行优化设计。模拟行星齿轮箱的工作流程以及振动产生原理, 根据工作流程的模拟结果, 针对不同振动故障下行星齿轮箱的工作特征, 并设置行星齿轮箱微弱振动故障的探测标准, 以此可以快速地通过比较实际振动信号与标准特征判断是否存在故障。采集行星齿轮箱的实时运行振动信号, 在最小二乘法的支持下, 对初始采集的微弱振动信号进行平滑处理, 并利用 SSA 算法去除信号中的噪声干扰, 降低信号的复杂性, 将局部均值函数从初始滚动轴承振动信号中分离, 以清晰地观察到信号中的高频波动, 使微小的故障特征更加显著, 准确提取行星齿轮箱微弱振动信号特征。基于 SSA 算法, 从时域和频域两个方面提取行星齿轮箱微弱振动信号的运行特征, 提高搜索过程的灵活性, 由此判断当前行星齿轮箱探测对象是否存在微弱振动故障并确定其故障类型, 进行特征融合后完成行星齿轮箱微弱振动故障探测工作。通过优化设计方法, 以期能够提升故障探测方法的探测精度, 保证行星齿轮箱的工作安全。

1 滚动轴承全生命周期故障检测方法设计

1.1 设置滚动轴承故障检测标准

滚动轴承的常见故障包括疲劳剥落、磨损、腐蚀、塑性变形、断裂等, 在滚动轴承的运行过程中, 疲劳剥落现象是指滚道和滚动体受到交变载荷的影响, 在最大剪应力区域出现微小裂缝。这些裂缝会逐渐扩大, 最终导致接触表面出现剥落坑, 甚至出现大面积的剥落。综合考虑滚动轴承的组成结构, 当滚动轴承中的内圈和外圈存在故障时, 对应的标准频率特征为:

$$\begin{cases} \tau_{f_{\text{inner}}} = \frac{1}{2} \times \frac{zR_{\text{inner}}}{60} \left(1 + \frac{d_g \cos \alpha}{D}\right) \\ \tau_{f_{\text{outer}}} = \frac{1}{2} \times \frac{zR_{\text{outer}}}{60} \left(1 - \frac{d_g \cos \alpha}{D}\right) \end{cases} \quad (1)$$

其中: z 为变尺度系数, R_{inner} 和 R_{outer} 分别为滚动轴承中内圈和外圈的半径值, d_g 和 D 分别为滚动体和节圆的直径, α 为滚动体与内外圈之间的接触角。按照上述方式可以得出其他故障类型下滚动轴承的标准特征, 将其标记为 $\tau_b(i)$, 以此作为滚动轴承故障的检测比对标准。

1.2 模拟滚动轴承全生命周期工作过程

滚动轴承由 4 个主要部分组成: 内圈、外圈、滚动体和保持架。通常情况下, 外圈被固定在轴承基座上, 保持静止不动, 而内圈则被固定在轴颈上, 与传动轴一起转动。但也有少数情况下, 内圈固定而外圈转动或内外圈同时转动。保持架在滚动轴承中扮演着重要的角色。其主要作用是确保滚动体均匀分布, 并保证它们按照正确的轨迹运转。滚动轴承的全生命周期长度可以表示为:

$$Z = \tau_{f_{\text{inner}}} a \omega^{b\varphi} \times \tau_{f_{\text{outer}}} T^\varphi \quad (2)$$

其中: a 、 b 、 χ 和 φ 分别为常数系数, ω 为滚动轴承的转速, T 为滚动轴承的工作温度。滚动轴承的全生命周期包括成长期、发展期、成熟期和衰退期 4 个部分, 全生命周期划分情况如图 1 所示。

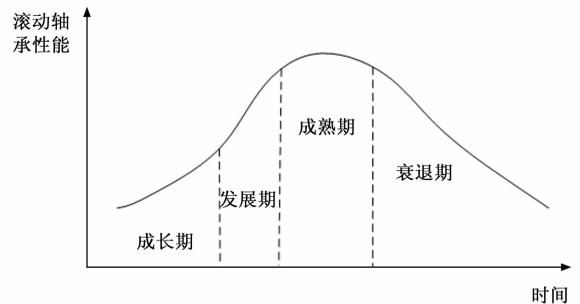


图 1 滚动轴承全生命周期示意图

滚动轴承全生命周期中的成长期是轴承的初始阶段, 主要涉及安装和调试。此时的轴承性能逐渐达到最佳状态, 但仍需经过一段时间的使用和磨合才能达到稳定的工作状态。在发展期, 滚动轴承开始进入正常的工作状态。这一阶段是轴承性能的上升期, 其工作性能和精度逐渐达到设计要求。在此期间, 轴承的主要磨损是由于正常的工作载荷和运转产生的, 但总体磨损较小, 性能稳定提升^[5]。成熟期是滚动轴承性能最为稳定的阶段。在这个阶段, 轴承已经经过了充分的磨合, 各部件之间的配合达到了最佳状态。随着时间的推移和运转次数的增加, 滚动轴承的性能开始逐渐下降。在衰退期, 轴承的磨损逐渐加剧, 可能会导致运行不稳定、振动和发热等问题。

1.3 采集滚动轴承工作数据

根据不同故障类型和变尺度系数的计算方法, 通过数学建模和推导过程, 可以准确地描述滚动轴承故障特征和全生命周期长度, 提供轴承在不同阶段的预期性能特征, 帮助理解轴承的演化过程和性能变化规律。基于此, 采集滚动轴承在实际运行中产生的振动信号、表面图像等数据, 该数据能够反映轴承实际工作状态下的性能特征, 如磨损、故障等, 以便于实时检测轴承的潜在故障迹象。

1.3.1 采集滚动轴承表面图像

采用光学成像原理, 以滚动轴承的表面区域为成像对象, 滚动轴承表面任意位置的成像结果可以表示为:

$$\begin{cases} x = Z\kappa_{Mx} z \vartheta \cos \theta \\ y = Z\kappa_{My} z \vartheta \sin \theta \end{cases} \quad (3)$$

其中： κ_M 为放大倍数， ϑ 为滚动轴承的成像焦距， θ 为滚动轴承表面图像的成像角。上式中变量 κ_M 的计算公式如下：

$$\kappa_M = \frac{xL_{\text{image}}}{yL_{\text{object}}} \quad (4)$$

式中， L_{image} 和 L_{object} 分别为像距和物距^[6]。若滚动轴承表面图像存在磨损或断裂，此时需要调整滚动轴承表面图像对应像素点的像素值和灰度值，保证采集的表面图像能够反映出滚动轴承表面的实际状况。

1.3.2 采集滚动轴承振动信号

在工作状态下滚动轴承的振动机理如图 2 所示。

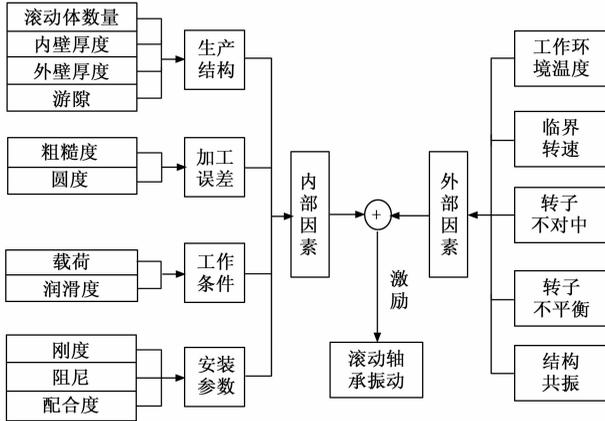


图 2 滚动轴承振动机理

当轴承外圈出现局部故障时，由于其固定在轴承座上，冲击强度不会出现调制现象，这意味着冲击幅值保持不变，为一个常数。为了简化滚动轴承的故障模型，可以忽略滚动体在运行中的随机滑移现象。在这种情况下，滚动轴承产生的振动信号可以表示为：

$$x_{\text{vibrate}}(t) = \kappa_M \sum_{i=1}^M \psi h(t - i\Delta t) + s(t) + \sigma(t) \quad (5)$$

其中： M 为滚动轴承内部可能存在的振源数量， ψ 为冲击幅值系数， $s(t)$ 和 $\sigma(t)$ 分别为 t 时刻的离散振荡脉冲信号和噪声信号， $h(t)$ 为初始振动信号函数，该函数表达式如下：

$$h(t) = x_{\text{vibrate}}(t) \exp(-\mu t) \sin(2\pi f_n t + \xi_w) \quad (6)$$

式中， μ 为滚动轴承的共振阻尼系数， f_n 和 ξ_w 为滚动轴承的固有频率和初始相位角^[7]。按照上述方式可以得出滚动轴承内圈故障和滚动体故障产生的振动信号，完成对滚动轴承振动信号的采集。

1.4 滚动轴承初始工作数据预处理

因数据采集过程中容易受到环境干扰和设备噪声的影响，为保证滚动轴承表面图像的采集质量，最大程度地降低滚动轴承工作环境对图像采集工作带来的负面影响，采用高斯滤波的方式对 1.3 小节采集到的图像进行去噪处理，高斯滤波主要用于减少图像噪声和细节，增强图像的平滑度。它利用高斯函数的形状来调整图像的像素强度，以达到平滑图像的目的^[8]。高斯函数的作用是确定每个像素点在邻域内的权重，权重的大小取决于像素点距离中心点的距离。滚动轴承表面图像的高斯滤波处理结果为：

$$(x_{\text{Gau}}, y_{\text{Gau}}) = h(t) \frac{1}{2\pi\delta^2} e^{-x^2+y^2/2} \quad (7)$$

式中， δ 为高斯滤波尺度大小。图像的增强处理结果可以量化表示为：

$$(x_{\text{enhance}}, y_{\text{enhance}}) = (x_{\text{Gau}}, y_{\text{Gau}}) h_K(x, y) \quad (8)$$

式中， $h_K()$ 为空间域增强函数，按照上述方式对滚动轴承图像中的所有像素点进行处理，得出结果即为图像增强处理结果。结合上述结果，利用定比带通滤波器对初始采集的滚动轴承振动信号进行滤波处理，获取高频截止频率和低频截止频率^[9]。将初始采集的滚动轴承振动数据代入到公式 (8) 中，完成对振动信号的预处理操作，并将预处理结果赋值给初始采集数据。

1.5 提取滚动轴承特征

数学形态学为形态学用于图像分析和处理、形态滤波器的特性分析和系统设计奠定了坚实的基础。LMD 算法也就是局部均值分解算法依据信号的内在特性，展现出对信号的自适应分解能力。使算法能够生成具有实际物理意义的乘积函数分量。这些分量能够精确地揭示信号能量在各种尺度上的空间分布，从而提供了一个清晰的时频分布，有利于更加细致地对信号特征进行分析。通过数学形态学和 LMD 算法的应用对滚动轴承全生命周期故障检测方法进行优化，以滚动轴承表面图像和振动信号的采集与预处理结果为处理对象，综合考虑时域和频率两个维度，利用数学形态学和 LMD 算法提取两种类型数据反映的滚动轴承特征。

1.5.1 利用数学形态学提取滚动轴承表面图像特征

滚动轴承在运行过程中，其表面的微小缺陷，如划痕、磨损、凹坑等，尺寸只有几微米到几毫米，并且这些微小缺陷与周围的正常区域之间的对比度较低，在图像中准确识别和定位这些微小特征变得极具挑战性。而数学形态学^[10]是一种基于形状特征的非线性信号处理方法，其对于图像中的形状和微小细节结构非常敏感，能够精确地提取滚动轴承表面图像的微小特征，包括划痕、磨损、凹坑等，而特征也是轴承性能评估和故障预测的关键指标，因此该方法适用于滚动轴承表面图像的微小特征提取中。该方法中常用的算法包括腐蚀运算、膨胀运算、开运算和闭运算。通过数学形态学的这些运算，可以有效提取滚动轴承表面图像的特征，包括表面形状和微小细节结构等，帮助滚动轴承的缺陷诊断和故障预测，提高轴承的性能评估和维护效果。同时，数学形态学的算法具有天然的并行实现结构，可以加速图像处理的过程，在实时性和效率上都具有优势。其中腐蚀和膨胀运算的基本原理如图 3 所示。

对于滚动轴承表面图像 (x, y) 为定义在 I 上的离散函数，定义序列结果元素 $e(n)$ 为离散函数，则滚动轴承表面图像关于 $e(n)$ 的数学形态学处理结果为：

$$\begin{cases} (x, y) \ominus e(m') = x_{\text{enhance}} \min[(x, y)(m' + m) - e(m)] \\ (x, y) \oplus e(m') = y_{\text{enhance}} \max[(x, y)(m' - m) + e(m)] \\ (x, y) \circ e(m') = [(x, y) \ominus e] \oplus e(m') \\ (x, y) \cdot e(m') = [(x, y) \oplus e] \ominus e(m') \end{cases} \quad (9)$$

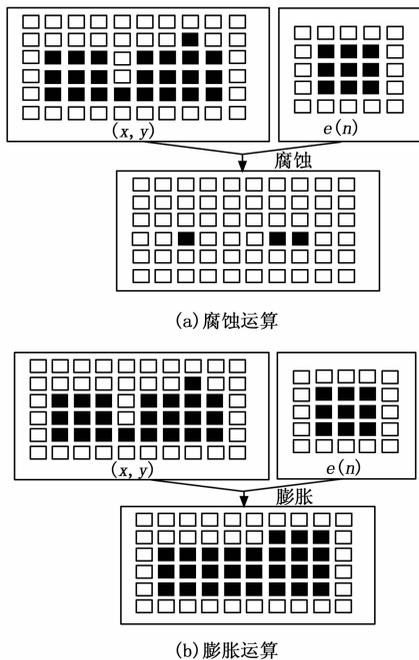


图 3 数学形态学中腐蚀与膨胀运算原理图

其中： m' 和 m 分别为滚动轴承表面图像中包含的像素点数量和 $e(n)$ 函数中的序列项数量， \min 和 \max 为极小值和极大值运算符， \ominus 、 \oplus 、 \circ 和 \cdot 分别为腐蚀、膨胀、开和闭运算的运算符^[11]。将动态采集的滚动轴承表面图像代入到上式中，即可得出表面图像的特征提取结果。

1.5.2 利用 LMD 算法提取滚动轴承振动信号特征

在实际的滚动轴承振动信号分析中，大部分信号都是复杂的多调频信号，包含多个频率成分和调制现象。这些信号具有非线性、非平稳的特点，难以分解出纯调频信号分量，导致信号特征提取的准确性较低。LMD 算法作为一种自适应的信号处理方法，它不需要预设任何基函数，而是根据信号本身的特性进行分解。这种自适应性使 LMD 算法在处理非线性、非平稳信号时具有独特的优势，特别是在滚动轴承振动信号分析中，能够有效地处理各种复杂的信号模式^[12]。LMD 算法对滚动轴承振动信号的处理过程如图 4 所示。

LMD 算法的核心是将复杂的信号分解为多个乘积函数分量之和，这种分解有助于提取原始信号的关键特征信息^[13]。滚动轴承的振动信号采集与预处理结果为 $x_{\text{vibrate}}(t)$ ，其全部局部极值点为 J_i ，计算相邻两个局部极值点的平均值 \bar{J} 。在此基础上执行平滑处理，处理结果标记为 $f_f^{[14]}$ 。将局部均值函数 f_f 从初始滚动轴承振动信号中分离出来，输出结果记为 F 。由此对振动信号进行解调处理，处理过程可以量化表示为：

$$x_j(t) = \frac{(x, y) \ominus e(m') F}{(x, y) \oplus e(m') (J_{t+1} - J_{t-1})} \quad (10)$$

假如 $x_j(t)$ 相对应的局部包络函数不为 1，则 $x_j(t)$ 不

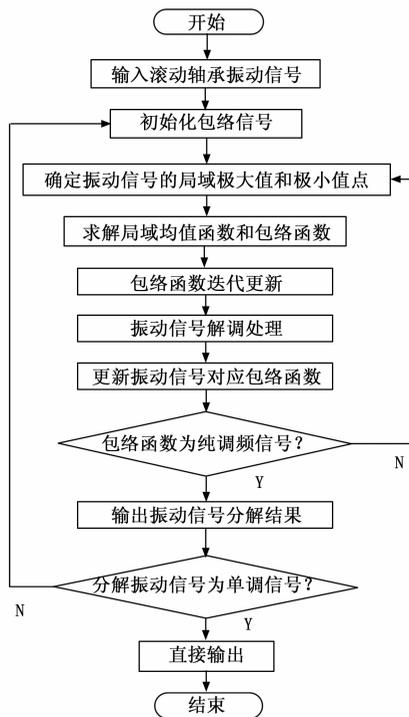


图 4 对滚动轴承振动信号的 LMD 处理流程图

满足纯调频信号的条件，需要将 $x_j(t)$ 原始数据重复以上迭代过程，直到 $x_j(t)$ 为一个纯调频信号^[15]。将迭代过程中产生的包络信号为 $B(t)$ ，进而得到一个新的信号^[16]。在此基础上，得出滚动轴承振动信号峭度、频率等特征分量的提取结果，其中振动信号峭度特征的提取结果为：

$$\tau_q = x_j(t) \frac{E[x_{\text{vibrate}-F}(t) - \beta]^4}{\gamma^4} \quad (11)$$

其中： β 和 γ 分别为振动信号的标准差和均值， $E(\cdot)$ 表示的是变量 t 的数学期望。在滚动轴承正常运转的情况下，振动信号的幅值分布呈现出正态分布的特点，峭度值大约为 3^[17]。这种变化表明滚动轴承的故障状态与正常状态在信号特征上存在显著差异，可以通过分析幅值分布和峭度值的变化来反映轴承的健康状况。同理可以得出其他特征分量的提取结果，最终通过多个特征分量的加权融合，完成对滚动轴承振动信号特征的提取工作。

1.6 实现滚动轴承全生命周期故障检测

利用数学形态学提取滚动轴承表面图像特征，识别滚动轴承表面上的缺陷、裂纹、磨损等故障。同时结合 LMD 算法获得滚动轴承振动信号的频率变化、幅值分布、峭度等特征，对振动信号中的故障进行精准提取，完成滚动轴承全生命周期的高精度故障检测。采用特征匹配的方式，对提取的表面特征与振动特征与设定的不同故障类型下的标准特征进行比对，判断当前滚动轴承的故障状态和类型的检测结果。特征的匹配过程可以量化表示为：

$$q = \frac{\tau_I \cdot \tau_{b-I}(i)}{|\tau_q \cdot |\cdot| \tau_{b-I}(i)|} \ominus \frac{\tau_v \cdot \tau_{b-v}(i)}{|\tau_q \cdot |\cdot| \tau_{b-v}(i)|} \quad (12)$$

式中, $\tau_{b-i}(i)$ 和 $\tau_{b-v}(i)$ 分别表示的是滚动轴承存在 i 类型故障时的标准运行特征在表面图像和振动信号两个维度上的分量, τ_i 和 τ_v 为当前滚动轴承表面图像和振动信号的特征提取结果^[17-18]。将特征分量的提取结果代入到公式 (12) 中, 最终计算得出 q 的值高于阈值 q_0 , 证明当前滚动轴承处于故障状态, q 最大值对应的故障类型即为滚动轴承故障类型的检测结果。

针对存在表面故障的滚动轴承, 采用图像像素点映射的方式确定滚动轴承故障位置。若故障为平面, 则选择故障区域的中心位置作为滚动轴承故障位置的检测结果^[19]。另外, 针对存在内部故障的滚动轴承, 则内部故障位置的检测结果为:

$$\tau_{\omega_{\text{fault}}} = q\omega_{\text{vibrate}} \pm v_{\text{vibrate}} t_{tr} \quad (13)$$

式中, ω_{vibrate} 为滚动轴承内部振动信号的采集位置, v_{vibrate} 和 t_{tr} 为振动信号在滚动轴承内部的传播速度和实际传播时间。当滚动轴承中同时存在内部和表面故障时, 融合故障位置的检测结果, 完成滚动轴承故障位置的检测工作。滚动轴承全生命周期表面故障量的检测结果为:

$$A_b = \tau_{\omega_{\text{fault}}} \sum_{t=1}^Z \pi R_{\text{fault}}^2(t) \quad (14)$$

其中: $R_{\text{fault}}(t)$ 为全生命周期中任意时刻 t 的故障区域半径^[20]。按照上述方法可以得出滚动轴承内部故障量的检测结果, 最终将故障类型、位置和故障量的检测结果以可视化的形式输出, 完成对滚动轴承全生命周期故障的检测。基于数学形态学和 LMD 算法的滚动轴承全生命周期故障检测方法, 为轴承的故障诊断提供了一种有效途径。通过数学形态学能够有效地提取出滚动轴承中的故障特征, 而 LMD 算法则能够将复杂的振动信号分解为若干 PF 分量之和, 进一步提取出轴承的故障特征信息。

2 检测性能分析

为了验证优化设计的滚动轴承全生命周期故障检测方法在故障检测精度性能方面的优势, 设计性能测试实验, 此次实验综合考虑了滚动轴承的工作状态和生命周期的不同阶段, 对滚动轴承设备的初始故障状态进行设置, 利用优化设计的故障检测方法得出滚动轴承的故障检测结果, 并与设置的故障状态数据进行比对, 得出反映优化设计方法故障检测性能的测试结果。

2.1 选择滚动轴承检测样本

此次实验选择 30200 型号的圆锥滚子轴承作为检测对象, 30200 型号圆锥滚子轴承由内圈、外圈、圆锥形滚子组成, 内圈和外圈有挡边, 可承受轴向和径向载荷。滚子数量可以根据不同设计 and 应用需要进行选择, 通常为单列或双列。30200 型号圆锥滚子轴承的内径和外径尺寸范围分别为 10~30 mm 和 30~62 mm, 具体尺寸根据不同厂家和规格而异。圆锥滚子轴承的旋转精度、振动和噪声性能取决于制造精度、装配质量和使用维护情况。在正常运行条件下, 30200 型号圆锥滚子轴承能够提供较好的旋转精度和较低的振动噪声水平。滚动轴承的内圈和外圈半径分别为

25 mm 和 52 mm, 滚动体直径为 7.9 mm。为保证实验结果的可信度, 共准备 300 个滚动轴承检测样本, 每个样本所处的生命周期不同, 并对滚动轴承样本进行编号处理。

2.2 设定滚动轴承运行工况

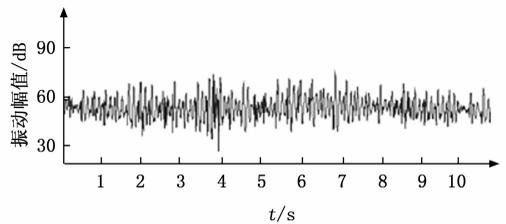
将实验准备的滚动轴承安装在数控机床床上, 准备的数控机床由电机、轴承传动系统、带传动系统、变频系统、齿轮传动系统、飞轮、磁粉制动器等构成, 该数控机床能够完成对轴承、齿轮箱等故障检测实验。设置数控机床在工频和变频两种模式下工作, 两种工况下数控机床的转速分别为 8 000 r/min 和 10 000 r/min。除滚动轴承的工作环境外, 还需要对滚动轴承的载荷、温度、游隙和预紧力的初始值进行设置, 根据轴承所承受的径向和轴向载荷的大小和分布情况, 选择合适的轴承类型和尺寸, 以及合适的配合和游隙。滚动轴承的游隙是指轴承内圈与外圈之间以及滚动体之间的间隙。预紧力是指通过预压使轴承内圈与外圈或滚动体与保持架之间产生一定的初始压力。预紧力可以消除间隙、提高刚度、减少振动和噪声, 但过大的预紧力会导致摩擦增大、温升增加, 影响轴承寿命。载荷、温度、游隙和预紧力的初始值分别为 600 N、38 °C、0.5 mm 和 50 N。

2.3 描述滚动轴承故障检测实验过程

将振动传感器和图像传感器安装在数控机床床上, 完成对滚动轴承工作数据的采集。样本编号为 01 的工作数据采集结果如图 5 所示。



(a) 表面图像



(b) 内部振动信号

图 5 滚动轴承工作数据样本

按照上述方式可以得出实验中所有滚动轴承样本的工作数据采集结果。在此基础上, 分别利用数学形态学和 LMD 算法对滚动轴承工作特征进行提取, 其中 LMD 算法输出的特征提取结果如图 6 所示。

优化设计的基于数学形态学和 LMD 算法的滚动轴承全生命周期故障检测方法采用 Visual Studio Code 和 MATLAB 作为开发工具, Visual Studio Code 工具为故障检测方

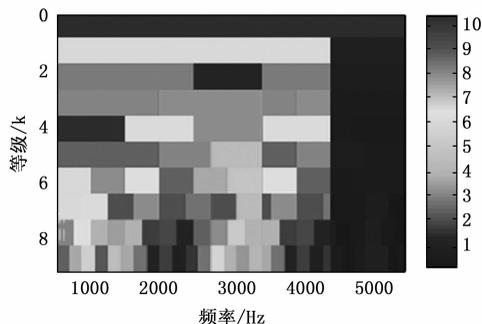


图 6 滚动轴承工作特征提取结果

法的开发提供丰富的功能和强大的性能，使开发者能够更高效地编写、调试和测试代码。VS Code 支持多种编程语言，包括但不限于 JavaScript、TypeScript、Python、C++、Java、C# 等，并具备智能代码提示、自动完成和错误检查等功能，以帮助开发者提高编码效率。此外，它还集成了 Git 等版本控制工具，方便开发者管理代码版本。VS Code 的跨平台支持也是其一大优势，可在 Windows、macOS 和 Linux 操作系统上运行。Matlab 提供了一个交互式的编程环境，用户可以编写脚本或创建函数来执行各种任务。它支持多种编程方式，具有丰富的内置函数和工具箱，可以帮助用户解决各种数学和工程问题。在上述故障检测方法下，完成数学形态学算法、LMD 算法和滚动轴承全生命周期故障检测方法的开发，将准备的滚动轴承样本及其工作数据输入到滚动轴承全生命周期故障检测方法对应的运行程序中，得出相应的故障检测结果，如图 7 所示。

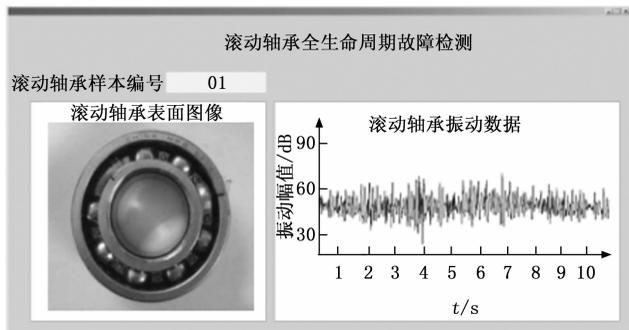


图 7 滚动轴承全生命周期故障检测结果

重复上述操作，得出完成所有准备滚动轴承样本的故障检测结果，切换滚动轴承的工作参数，得出故障检测结果。为了反映出优化设计方法在故障检测性能方面的优势，设置传统的基于振动和声发射的滚动轴承故障检测方法和基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承故障检测方法作为实验的对比方法，在相同的实验环境下完成对比方法的开发，并得出相应的故障检测结果。

2.4 设置故障检测性能量化测试指标

此次实验分别设置故障类型误检率和故障量检测误差两个指标作为故障检测性能的量化测试指标，其中故障类

型误检率指标的数值结果如下：

$$\eta = \frac{N_{err}}{N_{all}} \times 100\% \quad (15)$$

式中， N_{err} 和 N_{all} 分别为故障类型检测错误的样本数量以及实验准备的样本总数量。另外，故障量检测误差的测试结果

$$\epsilon = |A_b - A_{set}| \quad (16)$$

其中： A_{set} 为滚动轴承中的故障量实际值。最终计算出故障类型误检率和故障量检测误差取值越小，证明对应方法的检测性能越优。

2.5 故障检测性能测试实验结果与分析

2.5.1 设计方法的故障特征提取效果分析

在 300 个样本中，第 180~240 个样本点中，存在少量故障信号，采用数学形态学和 LMD 算法提取轴承故障特征，提取结果如图 8 所示。

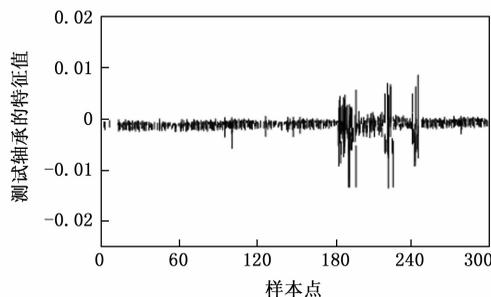


图 8 故障特征提取效果分析

分析图 8 可知，设计方法可以有效提取到第 180~240 个样本点中的故障信号。这是因为设计方法应用了数学形态学和 LMD 算法，可以在不同环境下提取故障信号的微弱特征，具有良好的应用效果。

2.5.2 不同方法的检测效果分析

测试基于振动和声发射的滚动轴承故障检测方法、基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承故障检测方法和所提方法在不同故障类型中的检测效果，检测轴承的主要故障类型为内圈故障和外圈故障，如图 9 所示。

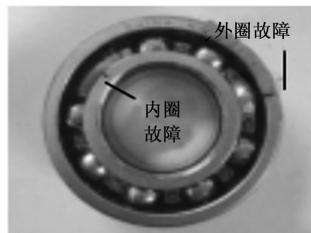


图 9 轴承故障类型

3 种方法的检测结果如图 10 所示。

从图 10 中可以直观地看出，与两种对比方法相比，设计方法可以准确地检测出轴承的内圈故障和外圈故障，表明所提方法的检测精度更高。

重复检测与数据收集操作，得出不同方法的滚动轴承

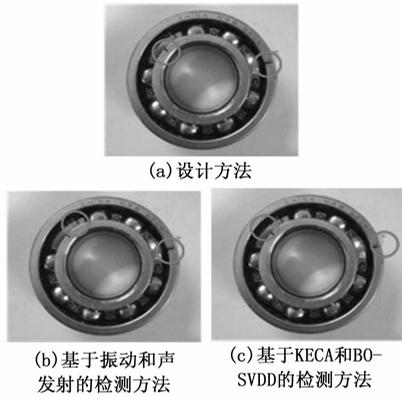


图 10 不同方法的检测效果

故障类型误检率测试结果, 如表 1 所示。

表 1 变频工况下滚动轴承故障类型误检率测试结果

实验组别	滚动轴承样本数量 / 个	基于振动和声发射的滚动轴承故障检测方法故障类型检测错误数据量 / 个	基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承故障检测方法故障类型检测错误数据量 / 个	基于数学形态学和 LMD 算法的滚动轴承全生命周期故障检测方法故障类型检测错误数据量 / 个
1	300	8	2	1
2	300	9	5	1
3	300	7	3	2
4	300	13	7	0
5	300	9	4	0
6	300	9	6	0
7	300	11	5	1
8	300	6	2	1

将表 1 中的数据代入公式 (16) 中, 得出 3 种方法运行得出的故障类型误检率的平均值分别为 3.0、1.4 和 0.3%。另外变频工况下滚动轴承故障量的检测误差的测试结果如表 2 所示。

表 2 工频工况下滚动轴承故障量检测误差数据表

滚动轴承样本编号	滚动轴承实际故障量 / mm ²	基于振动和声发射的滚动轴承故障检测方法输出故障量 / mm ²	基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承故障检测方法输出故障量 / mm ²	基于数学形态学和 LMD 算法的滚动轴承全生命周期故障检测方法输出故障量 / mm ²
01	6.78	6.50	6.56	6.74
02	13.55	13.21	13.38	13.51
03	2.97	2.63	2.85	2.95
04	8.35	8.06	8.27	8.32
05	4.66	4.47	4.60	4.65
06	5.83	5.35	5.72	5.81
07	9.44	9.22	9.34	9.41
08	2.31	2.15	2.23	2.30

通过公式 (16) 的计算, 得出两种传统方法输出的故障量平均检测误差分别为 0.29 mm² 和 0.12 mm², 优化设计方法故障量检测误差的平均值为 0.03 mm²。通过对比上述检测结果可知, 所提方法具有良好的检测性能。

3 结束语

为了应对滚动轴承在运行过程中受到高速旋转、重负荷以及恶劣工作环境等影响, 导致磨损、脱落、裂纹等故障的问题, 提出融合数学形态学和 LMD 的滚动轴承全生命周期故障检测方法。优化设计的滚动轴承全生命周期故障检测方法将滚动轴承故障分为表面故障和内部故障两个部分, 因此优化设计方法的故障检测原理为: 在滚动轴承的全生命周期的任意阶段采集工作数据, 采集对象包括振动数据和表面图像数据, 利用数学形态学提取滚动轴承表面图像特征, 同时利用 LMD 算法提取滚动轴承振动信号特征, 通过对特征的分析确定当前滚动轴承所处的全生命周期环节, 最终通过特征匹配确定滚动轴承的故障类型、位置和故障量的检测结果。这种方法不仅提高了故障检测的准确性和可靠性, 而且为滚动轴承的维护和寿命预测提供了有力支持。通过滚动轴承全生命周期故障检测方法的优化设计, 可以有效减少或避免事故的发生, 为预防轴承故障、提高设备运行可靠性和降低维护成本提供了有效的技术手段。

参考文献:

- [1] 吕凤霞, 缪益, 别锋锋, 等. 基于振动和声发射的滚动轴承故障检测 [J]. 机械设计与研究, 2022, 38 (1): 134-138.
- [2] 栗子旋, 高丙朋. 基于 KECA 和 BO-SVDD 的滚动轴承早期故障检测 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (11): 206-213.
- [3] LIU C, TAN J, HUANG Z. Maximum correntropy criterion-based blind deconvolution and its application for bearing fault detection [J]. Measurement, 2022, 191: 110740.
- [4] IQBAL M, MADAN A K. CNC machine-bearing fault detection based on convolutional neural network using vibration and acoustic signal [J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2022, 10 (5): 1613-1621.
- [5] 杨新敏, 郭瑜, 田田, 等. 基于集成包络谱的滚动轴承早期故障检测指标 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (10): 67-73.
- [6] 王岩红, 温笑欢, 揭永琴, 等. 基于对比学习的滚动轴承早期故障在线检测方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (14): 229-236.
- [7] 姚楠, 张能, 刘子全, 等. 基于 CEEMDAN 和层次波动离散熵的滚动轴承声音信号故障检测 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (12): 195-203.
- [8] 刘敬文, 李俊峰, 乔晓康, 等. 基于 FPGA 的滚动轴承故障在线检测系统设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2023 (4): 53-57.
- [9] 马朝永, 马兴杰, 胥永刚. 基于 DeepLabV3+ 网络的滚动轴承故障特征识别 [J]. 轴承, 2023 (2): 74-81.

(下转第 66 页)