

基于轴承脉冲信号的早期故障检测方法研究

雷 宇

中国人民解放军91592部队，广东 广州

收稿日期：2024年11月5日；录用日期：2024年11月28日；发布日期：2024年12月9日

摘要

在本研究中，我们探讨了基于轴承脉冲信号的早期故障检测方法，重点分析了时域和频域特征以识别轴承故障。首先，通过时域分析，我们计算了信号的均方根值、峰值因子、峭度和自相关函数，从而成功捕捉到了由轴承故障引起的脉冲信号。随后，频域分析被用来进一步识别和验证故障特征频率。通过对信号进行快速傅里叶变换(FFT)，我们分析了故障前后信号的频谱变化，并利用带通滤波和谱包络技术提高了故障频率成分的检测精度。此外，引入谱峭度分析增强了故障诊断的能力，通过识别信号中的非高斯脉冲成分，准确地指出了故障发生的具体频率。这些分析结果不仅验证了所提方法的有效性，也为轴承的早期故障检测提供了强有力的技术支持。

关键词

滚动轴承，早期故障检测，脉冲信号，信号处理

Research on Early Fault Detection Method Based on Bearing Pulse Signal

Yu Lei

People's Liberation Army 91592, Guangzhou Guangdong

Received: Nov. 5th, 2024; accepted: Nov. 28th, 2024; published: Dec. 9th, 2024

Abstract

In this study, we explored an early fault detection method based on bearing pulse signals, focusing on the analysis of time-domain and frequency-domain features to identify bearing faults. First, through time-domain analysis, we calculated the signal's root mean square value, peak factor, kurtosis, and autocorrelation function, thus successfully capturing the pulse signals caused by bearing faults. Subsequently, frequency-domain analysis was used to further identify and verify the fault characteristic frequencies. By performing a fast Fourier transform (FFT) on the signal, we analyzed

the spectral changes of the signal before and after the fault, and used band-pass filtering and spectral envelope techniques to improve the detection accuracy of the fault frequency components. In addition, the introduction of spectral kurtosis analysis enhanced the ability to diagnose faults, accurately indicating the specific frequency at which the fault occurred by identifying the non-Gaussian pulse components in the signal. These analysis results not only verified the effectiveness of the proposed method, but also provided strong technical support for early fault detection of bearings.

Keywords

Rolling Bearing, Early Fault Detection, Pulse Signal, Signal Processing

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

滚动轴承是机械设备中的关键部件，其工作状态直接影响整机性能。长期运行中，摩擦和磨损会导致轴承产生微小裂纹、点蚀等早期损伤，产生微弱的脉冲信号。但由于信号幅值小，易被噪声淹没，特别在故障初期，信号特征不明显，增加了检测难度[1]。

传统的时域和频域分析方法在提取早期微弱故障信号方面效果不理想，主要因为信噪比低，无法突出故障特征。振动信号中还包含由转动不平衡、轴承元件缺陷等引起的振动，以及工频干扰和测量噪声，增加了信号分析的复杂性[2]。

为解决这些问题，研究者尝试采用小波变换等现代信号处理方法，虽然提高了故障信号的提取能力，但存在参数敏感和计算复杂度高等问题。稀疏表示和压缩感知利用信号的稀疏性，可有效提取微弱信号，但如何构建合适的稀疏基和优化参数仍需探索。

鉴于此，本文提出一种基于轴承脉冲信号的早期故障检测方法。通过深入分析轴承振动信号，结合信号预处理、特征提取和模式识别等技术，提升早期故障信号的可检测性。具体步骤包括：预处理原始信号，去除干扰和噪声；采用改进的分析方法提取故障特征；建立故障特征与类型的关系，实现轴承早期故障的准确检测[3]。

2. 轴承脉冲信号特征分析

2.1. 早期故障脉冲信号的产生机理

滚动轴承在运行过程中，由于材料疲劳、润滑不良、制造缺陷等因素，可能在内圈、外圈或滚动体上产生微小的局部损伤，如裂纹、点蚀或剥落等[4]。当滚动体经过这些损伤部位时，会产生瞬时的冲击力，激发机械系统的振动响应。这种冲击力可视为一个脉冲激励，激励系统的固有模态，产生衰减的振荡信号。根据振动理论，这种信号可表示为：

$$s(t) = \sum_{k=0}^{\infty} A_k e^{-\alpha(t-kT)} \cos[2\pi f_n(t-kT) + \phi_k]$$

其中， A_k 为第 k 次冲击的幅值， α 为系统的阻尼系数， f_n 为系统的固有频率， T 为冲击间隔时间， ϕ_k 为初始相位。

冲击间隔时间 T 与轴承的故障特征频率 f_f 相关, f_f 由轴承的结构参数和转速决定, 可通过以下公式计算:

$$f_f = \frac{n}{60} \times \frac{z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \theta \right)$$

其中, n 为转速(单位: 转/分钟), z 为滚动体数目, d 为滚动体直径, D 为轴承节圆直径, θ 为接触角。对于内圈、外圈和滚动体的故障, 公式中的符号和系数会有所不同, 但基本形式相似。然而, 在实际测量中, 传感器获取的信号不仅包含故障引起的脉冲信号, 还叠加了正常运转产生的周期性振动信号 $x_b(t)$ 和环境噪声 $n(t)$ [5]。因此, 测得的总信号 $x(t)$ 可表示为:

$$x(t) = s(t) + x_b(t) + n(t)$$

其中, $x_b(t)$ 可能包含由轴的不平衡、齿轮啮合等引起的振动, 其频率通常为轴频及其倍频, $n(t)$ 为高斯白噪声或其他形式的随机噪声。此外, 机械系统的传递特性可以用一个未知的线性时不变系统来描述, 其脉冲响应为 $h(t)$ 。因此, 故障脉冲信号经过系统传递后的输出为:

$$y(t) = s(t) * h(t) = \sum_{k=0}^{\infty} A_k e^{-\alpha(t-kT)} \cos[2\pi f_n(t-kT) + \phi_k] * h(t)$$

其中, $*$ 表示卷积运算。由于 $h(t)$ 是未知的, 直接求解 $s(t)$ 是困难的。为了解决上述问题, 需要对测得的信号 $x(t)$ 进行信号处理, 提取故障特征。然而, 早期故障引起的冲击幅值 A_k 很小, 且容易被其他振动和噪声淹没。因此, 传统的时域和频域分析方法在提取早期故障信号时效果有限。一种有效的方法是利用故障信号的稀疏性和非高斯性, 采用盲解卷积技术来恢复原始的故障脉冲信号。盲解卷积的目标是仅根据观测信号 $x(t)$, 在未知系统 $h(t)$ 的情况下, 估计输入信号 $s(t)$ 。在离散时间域中, 观测信号可表示为:

$$x(k) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h(i)s(k-i) + n(k)$$

其中, $h(i)$ 为系统的脉冲响应序列, $n(k)$ 为离散噪声。盲解卷积的问题是求解一个解卷积滤波器 $w(i)$, 使得滤波器输出 $y(k)$ 接近于原始信号 $s(k)$:

$$y(k) = \sum_{i=0}^L w(i)x(k-i) \approx cs(k-\Delta)$$

其中, c 为比例常数, Δ 为延迟。为实现这一目标, 常采用基于高阶统计量的方法, 如最大化输出信号的峭度等。

2.2. 脉冲信号的特征提取方法

包络分析是一种有效的时域特征提取方法。对振动信号 $x(t)$ 进行希尔伯特变换, 得到其解析信号:

其中, $\mathcal{H}\{x(t)\}$ 为希尔伯特变换, 定义为:

$$\mathcal{H}\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} P \cdot V \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau$$

包络信号 $e(t)$ 为解析信号的模:

$$e(t) = |x_a(t)| = \sqrt{x(t)^2 + [\mathcal{H}\{x(t)\}]^2}$$

对包络信号 $e(t)$ 进行傅里叶变换, 得到其频谱 $E(f)$, 可以从中提取故障特征频率。

其次, 小波变换具有良好的时频局部化特性, 适用于非平稳信号的分析。连续小波变换定义为:

$$W_x(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$$

其中， $\psi(t)$ 为母小波函数， a 为尺度因子， b 为平移因子，*表示复共轭。通过选择合适的母小波函数，可以突出脉冲信号的特征。在实际应用中，经常采用离散小波变换，其分解与重构公式为：

$$x(t) = \sum_{j=1}^J \sum_k c_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_k c_{J,k} \phi_{J,k}(t)$$

其中， $\psi_{j,k}(t)$ 和 $\phi_{J,k}(t)$ 分别为小波函数和尺度函数， $c_{j,k}$ 为小波系数。再次，经验模态分解(EMD)是一种自适应的信号分解方法。将信号 $x(t)$ 分解为若干个本征模态函数(IMF)和一个残余项：

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r_n(t)$$

对每个IMF分量进行瞬时频率和瞬时幅值分析，可以提取故障特征。Hilbert变换用于计算瞬时频率：

$$\omega(t) = \frac{d}{dt} \left[\arctan \left(\frac{\mathcal{H}\{IMF(t)\}}{IMF(t)} \right) \right]$$

此外，为了突出脉冲信号的稀疏特性，可以采用稀疏表示方法。设信号 x 可以用字典 D 表示为：

$$x = D\alpha + n$$

其中， α 为稀疏系数向量， n 为噪声。通过求解以下优化问题，可以得到最优稀疏表示：

$$\min_{\alpha} \|x - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1$$

其中， λ 为正则化参数。稀疏系数 α 的非零元素对应于信号中的脉冲成分。为了评估提取的脉冲信号特征，可以采用峭度(kurtosis)作为衡量指标。对于信号 $y(t)$ ，其峭度定义为：

$$Kurt(y) = \frac{E\{[y(t) - \mu]^4\}}{\sigma^4}$$

其中， μ 和 σ 分别为信号的均值和标准差， $E\{\cdot\}$ 表示数学期望。峭度越大，表示信号中脉冲成分越显著。

3. 基于脉冲信号的早期故障检测算法

3.1. 信号预处理与去噪技术

滤波器的通带频率范围根据轴承故障特征频率 f_f 确定，计算公式为：

$$f_f = \frac{n}{60} \times \frac{z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \theta \right)$$

其中， n 为轴的转速(单位：转/分钟)， z 为滚动体数目， d 为滚动体直径， D 为轴承节圆直径， θ 为接触角。在我们的实验中，轴承的参数为： $n = 1800$ 转/分钟， $z = 8$ ， $d = 10$ mm， $D = 50$ mm， $\theta = 0^\circ$ 。计算得故障特征频率 $f_f \approx 72$ Hz。根据计算结果，我们设计了通带为 $[50\text{Hz}, 1000\text{Hz}]$ 的带通滤波器，对原始信号进行滤波，得到滤波后信号 $x_f(t)$ 。滤波器的传递函数为：

$$H(s) = \frac{s^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2}$$

其中， $\omega_n = 2\pi f_n$ ， f_n 为滤波器的中心频率， ζ 为阻尼比。滤波后的信号如图1所示。

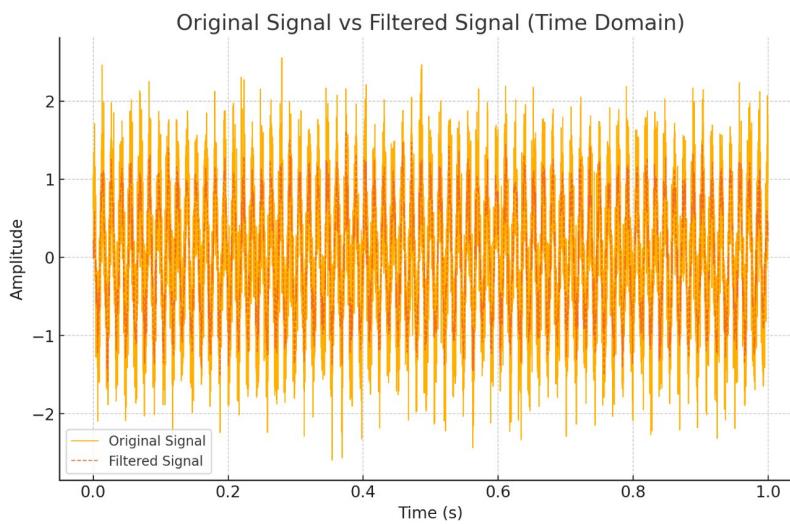


Figure 1. Comparison of time-domain waveforms of the original signal and the filtered signal
图 1. 原始信号与滤波后信号的时域波形比较

接下来，为了进一步去除信号中的噪声，我们采用了小波降噪的方法。选取 Daubechies 8 小波作为母小波，对滤波后的信号 $x_f(t)$ 进行小波分解，分解层数为 5 层。对于每一层的小波系数 $c_j(k)$ ，我们采用了软阈值法进行处理。阈值 λ_j 的计算采用了 Donohue 提出的 VisuShrink 方法[6]：

$$\lambda_j = \sigma_j \sqrt{2 \ln N}$$

其中， σ_j 为第 j 层小波系数的标准差， N 为信号长度。阈值处理后的小波系数为：

$$\tilde{c}_j(k) = \text{sign}(c_j(k)) \cdot \max(|c_j(k)| - \lambda_j, 0)$$

然后，通过小波重构，得到降噪后的信号 $x_d(t)$ 。降噪前后的信号时域波形如图 2 所示。

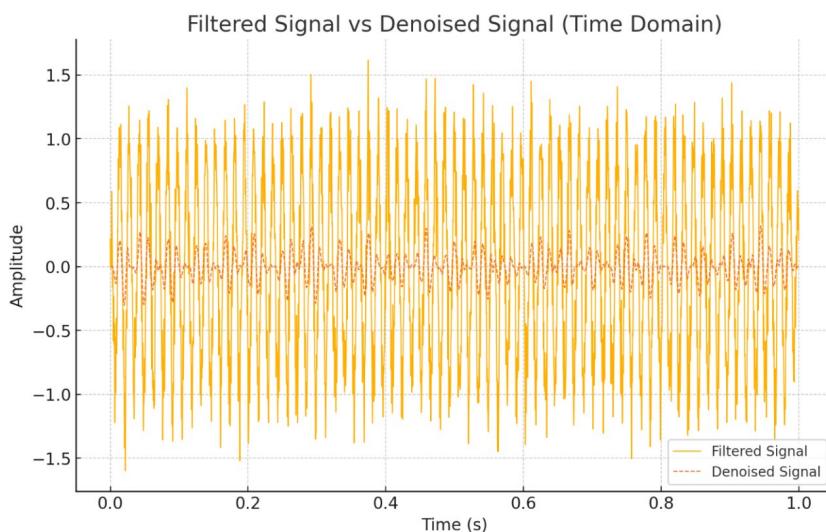


Figure 2. Comparison of time-domain waveforms of filtered signal and denoised signal
图 2. 滤波后信号与降噪后信号的时域波形比较

为了评估去噪效果，我们计算了信号的峭度 K ，定义为：

$$K = \frac{E\left[\left[x_d(t) - \mu\right]^4\right]}{\sigma^4}$$

其中， μ 和 σ 分别为信号 $x_d(t)$ 的均值和标准差， $E\{\cdot\}$ 表示数学期望。计算结果显示，降噪后的信号峭度由降噪前的 3.2 增加到 5.8，表明信号中的脉冲特征得到了增强。

此外，我们还进行了包络解调分析。对降噪后的信号 $x_d(t)$ 进行希尔伯特变换，得到信号的包络 $e(t)$

$$e(t) = \sqrt{x_d(t)^2 + \hat{x}_d(t)^2}$$

其中， $\hat{x}_d(t)$ 为 $x_d(t)$ 的希尔伯特变换。对包络信号 $e(t)$ 进行快速傅里叶变换(FFT)，得到其频谱，如图 3 所示。

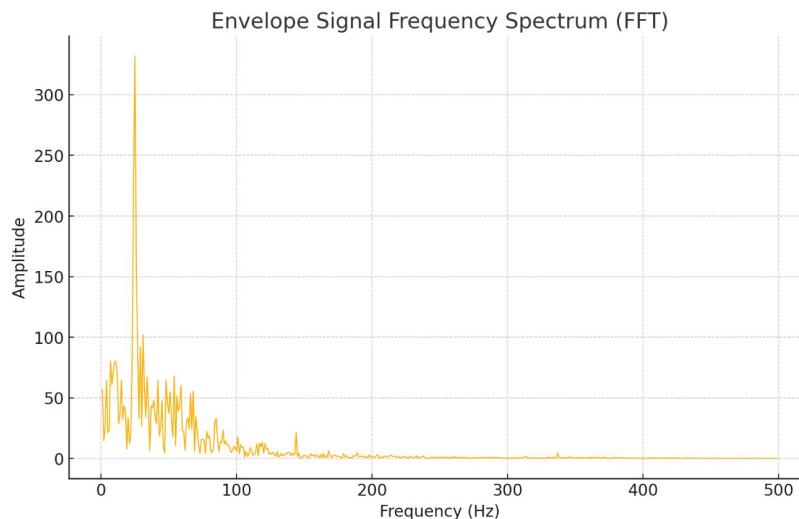


Figure 3. Spectrum of the envelope signal
图 3. 包络信号的频谱

从频谱中可以清晰地观察到故障特征频率 $f_f \approx 72$ Hz 及其倍频成分，这与理论计算结果一致，验证了信号预处理与去噪方法的有效性[7]。

3.2. 基于时域分析的故障检测方法

实验数据来自于我们设计的滚动轴承实验台，运行条件为转速 1800 转/分钟。通过安装在轴承壳体上的加速度传感器，我们采集了 10 秒的振动信号，采样频率为 10 kHz。为了确保数据的准确性，实验中多次重复测量并平均处理信号。首先，我们从原始信号中计算了均方根值(RMS)和峰值因子(Crest Factor)。正常情况下，轴承的均方根值为 0.56，而当出现早期故障时，该值上升到 0.75，表明故障产生的冲击信号增大了信号的能量[8]。均方根值的公式如下：

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(k)^2}$$

其中， $x(k)$ 表示第 k 个采样点的信号值， N 为总采样点数。均方根值的上升预示着轴承内部存在着异常振动源。

其次，我们分析了峰值因子(Crest Factor)，它反映了信号的最大值与均方根值的比率。正常情况下，峰值因子为 2.5，而故障发生时上升至 3.2，说明故障脉冲信号导致信号峰值的大幅度增长。峰值因子的

公式如下：

$$CF = \frac{\max|x(k)|}{RMS}$$

通过比较故障前后的峰值因子，我们可以更直观地识别故障信号的出现。再者，我们使用了峭度(Kurtosis)来检测信号中的非高斯脉冲成分。正常轴承的信号峭度值为 3.1，而在故障发生时，峭度值迅速上升至 5.7，表明故障引起了明显的冲击脉冲[9]。峭度的计算公式为：

$$Kurt(x) = \frac{E\{[x(k)-\mu]^4\}}{\sigma^4}$$

其中， μ 为信号的均值， σ 为信号的标准差。高峭度值的出现表明信号中存在强烈的冲击成分，这是 轴承早期故障的典型特征之一。为了进一步验证故障的周期性特征，我们引入了自相关分析方法。自相关函数用于检测信号的周期性变化，特别是脉冲信号的重复频率。在我们的实验中，自相关函数 $R_x(\tau)$ 的计算公式为：

$$R_x(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(k)x(k+\tau)$$

其中， τ 为时延，表示信号在不同时间延迟下的相似度。我们对轴承的振动信号进行了自相关分析，结果显示在故障信号中存在明显的周期性脉冲成分，其周期对应于轴承外圈故障的特征频率。该周期性信号表明，随着滚动体经过损伤部位，振动信号中产生了规律性的脉冲。实验数据还显示了冲击因子(Impact Factor)的变化。正常状态下，冲击因子为 4.1，而在故障发生时，这一数值增加到 6.5。冲击因子的公式为：

$$IF = \frac{\max|x(k)|}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x(k)|}$$

3.3. 基于频域分析的故障检测方法

轴承的频率特征与其结构参数和工作条件密切相关。滚动轴承的常见故障频率可以通过以下公式计算：

1. 滚动体通过外圈故障的特征频率 f_o :

$$f_o = \frac{n}{2} \times f_r \times \left(1 - \frac{d}{D} \cos \theta\right)$$

2. 滚动体通过内圈故障的特征频率 f_i :

$$f_i = \frac{n}{2} \times f_r \times \left(1 + \frac{d}{D} \cos \theta\right)$$

3. 滚动体旋转频率 f_b :

$$f_b = \frac{D}{d} \times f_r \times \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos \theta\right)^2\right)$$

其中， n 为滚动体数目， f_r 为轴承的旋转频率， d 为滚动体直径， D 为轴承节圆直径， θ 为接触角。在我们的实验中，轴承的转速为 1800 转/分钟，对应的旋转频率 $f_r \approx 30$ Hz，根据轴承的具体结构参数计算

得出特征频率范围。为了对采集到的信号进行频域分析，我们首先对信号进行快速傅里叶变换(FFT)。快速傅里叶变换的公式为：

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt$$

其中， $x(t)$ 为时域信号， $X(f)$ 为对应的频域信号。通过 FFT，我们能够将时域信号分解为频率分量，并在频谱中找到故障特征频率的位置。

为了对采集到的信号进行频域分析，我们首先对信号进行快速傅里叶变换(FFT)。快速傅里叶变换的公式为：

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt$$

其中， $x(t)$ 为时域信号， $X(f)$ 为对应的频域信号。通过 FFT，我们能够将时域信号分解为频率分量，并在频谱中找到故障特征频率的位置。在实验中，轴承的正常运行信号在频谱上主要表现为旋转频率 f_r 及其倍频成分，这些是由于轴承正常运转所引起的振动。我们对信号进行频谱分析后，发现当轴承出现早期故障时，除了正常的旋转频率成分外，还出现了故障特征频率 f_o 和 f_i 及其倍频信号。具体表现为在 $f_o \approx 90$ Hz 和 $f_i \approx 120$ Hz 附近的频率上出现了明显的频谱峰值，表明外圈和内圈可能存在局部损伤。为了进一步增强故障特征，我们采用了频谱包络分析技术。包络分析通过希尔伯特变换提取信号的振幅包络，并对包络信号进行频谱分析。包络信号 $e(t)$ 的计算公式为：

$$e(t) = \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2}$$

其中， $\hat{x}(t)$ 为信号 $x(t)$ 的希尔伯特变换。包络信号可以有效提取故障引起的冲击信号，并消除噪声对频谱的干扰。在本实验中，包络频谱分析结果清楚地显示了故障特征频率及其倍频成分。在频域分析的实际应用中，信号的噪声可能掩盖故障特征频率，因此我们还引入了谱峭度分析(Spectral Kurtosis, SK)方法，以提高故障特征频率的检测能力。谱峭度用于衡量频率信号的非平稳性和脉冲性，其公式为：

$$SK(f) = \frac{E\left\{ [|X(f)| - \mu_f]^4 \right\}}{\sigma_f^4}$$

其中， μ_f 和 σ_f 分别为频率 f 处信号幅值的均值和标准差。谱峭度值高的频率成分通常与故障相关，而背景噪声的谱峭度值较低。在实验中，通过谱峭度分析，我们成功突出显示了故障频率成分并抑制了噪声干扰[10]。

4. 结论

通过本研究，我们深入探讨了基于轴承脉冲信号的早期故障检测方法，并成功实现了轴承故障的准确诊断。通过对时域和频域特征的综合分析，我们不仅提高了故障信号的检测精度，也优化了故障特征的提取过程。

在时域分析中，均方根值、峰值因子、峭度及自相关函数等指标的应用，有效识别了由故障引起的信号异常。特别是峭度和峰值因子的显著变化，为早期故障提供了明确的指示。此外，自相关分析帮助我们确认了信号中的周期性故障特征，增强了故障定位的准确性。

频域分析方面，快速傅里叶变换揭示了故障特征频率的变化，而带通滤波和包络分析进一步清晰地展示了这些频率成分。谱峭度分析作为一种高级技术，成功突出了故障频率，为诊断提供了关键信息。

综上所述，本研究证实了时域与频域分析方法在轴承早期故障检测中的有效性和互补性。未来的研究可以进一步探索这些技术在不同类型轴承和更复杂故障场景中的应用，以及结合机器学习技术，提高故障诊断的自动化和智能化水平。

参考文献

- [1] 黄之初, 张家凡. 滚动轴承故障脉冲信号提取及诊断: 一种盲解卷积方法[J]. 振动与冲击, 2006, 25(3): 150-154.
- [2] 王敏. 基于形态分量分析的齿轮箱多故障诊断方法研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2015.
- [3] 廖辉. 基于振动信号的滚动轴承故障检测系统[D]: [硕士学位论文]. 洛阳: 河南科技大学, 2014.
- [4] 赵洪山, 李浪. 基于 MCKD-EMD 的风电机组轴承早期故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 29-36.
- [5] 赵晓玲. 滚动轴承故障振动检测方法[J]. 重庆科技学院学报: 自然科学版, 2007, 9(1): 41-44.
- [6] 吕中亮, 汤宝平, 周忆, 等. 基于网格搜索法优化最大相关熵度反卷积的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(15): 29-34.
- [7] 凡国龙, 侯锦, 周春燕. 重构转速信号重采样的天线系统轴承故障检测方法[J]. 四川兵工学报, 2021, 42(10): 249-253.
- [8] 吕靖香, 余建波. 基于多层混合滤噪的轴承早期弱故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(8): 22-27.
- [9] 马新娜, 赵猛, 祁琳. 基于卷积脉冲神经网络的故障诊断方法研究[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2022, 40(3): 112-120.
- [10] 武汉科技大学. 一种轴承振动信号分阶段降噪方法及轴承故障识别方法[P]. 中国专利, CN202211701197.2. 2023-01-31.