

基于一维结构图熵的滚动轴承早期故障检测

李科^{1,2,3} 王梦君⁴ 袁茂军⁴ 张宏硕^{1,2,3} 袁科研^{1,2,3} 卢国梁^{1,2,3*}

1. 山东大学机械工程学院, 济南, 250061

2. 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室, 济南, 250061

3. 山东大学金属成形高端装备与先进技术全国重点实验室, 济南, 250061

4. 山东万通液压股份有限公司, 日照, 262315

摘要:针对滚动轴承早期故障难以准确识别问题,提出了一种基于一维结构图熵的故障检测方法。设计了一种将时间序列重构为空间结构的图模型,能够有效提取轴承状态特征。通过对信号短时功率谱进行完全图建模,获取了时频能量分布复杂性变化特性。利用熵对信号非线性描述的优点,定义一维结构图熵度量模型结构的复杂性变化,并将其均值作为健康指标来评估轴承健康状态。理论解释和数值化分析了健康指标对运行状态的区分机制,并根据特点设计了自适应检测方法。该方法分别在XJTU-SY、IMS、PHM数据集以及纸浆工厂数据集上进行实验验证,结果显示该方法无需任何参数调整即可准确识别故障状态。与均方值、同步伪速度校正均方值、方差、峰度等方法相比,所述健康指标具有更好的鲁棒性和趋势性。

关键词:滚动轴承;早期故障检测;图模型;一维结构图熵

中图分类号:TH133.33

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.03.014

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Early Fault Detection for Rolling Bearings Based on One-dimensional Structure Graph Entropy

LI Ke^{1,2,3} WANG Mengjun⁴ YUAN Maojun⁴ ZHANG Hongshuo^{1,2,3}

YUAN Keyan^{1,2,3} LU Guoliang^{1,2,3*}

1.School of Mechanical Engineering, Shandong University, Jinan, 250061

2.Key Laboratory of High-efficiency and Clean Mechanical Manufacture, Shandong University, Ministry of Education, Jinan, 250061

3.National Key Laboratory of High-end Equipment and Advanced Technology for Metal Forming, Shandong University, Jinan, 250061

4.Shandong Wantong Hydraulic Co., Ltd., Rizhao, Shandong, 262315

Abstract: To address the challenges of accurately identifying early faults in rolling bearings, a fault detection method was proposed based on one-dimensional structural graph entropy. A graph model was developed to transform time-series data into spatial structures, enabling effective extraction of bearing condition features. A complete graph model of signal short-time power spectrum was constructed, and the complexity changing rules of time-frequency energy distribution were captured. Leveraging the ability of entropy to describe signal nonlinearity, a one-dimensional structural graph entropy measure was defined to quantify the variations in complexity of model structure, whose mean value served as health indicator for assessing the condition of the bearings. Theoretical explanations and numerical analyses demonstrated the discriminative mechanism of health indicators regarding operating states. Additionally, an adaptive detection method was developed based on the characteristics of this health indicator. The method was experimentally validated on XJTU-SY, IMS, PHM, and pulp mill datasets. Results show that the method may accurately identify fault conditions without any parametric adjustments. When compared with methods such as mean square value, synchronized pseudo-velocity corrected mean square value, variance, and kurtosis, the proposed health indicator shows superior robustness and trend-tracking performance.

Key words: rolling bearing; early fault detection; graph model; one-dimensional structure graph entropy

收稿日期:2025-03-05

基金项目:国家自然科学基金(52175539);山东省重点研发计划(2023JMRH0305)

0 引言

滚动轴承作为风电机组、汽车变速箱、数控机

床、航空发动机等诸多机械设备的核心零件之一,其健康状况会对设备的运行性能和使用寿命产生巨大影响。在运行过程中,一旦出现各种损伤,可能会导致严重的经济损失,甚至人员伤亡^[1]。因此,及时发现早期故障对保障设备及产品的可靠性和安全性具有重要意义。

识别轴承的故障状态需要从信号中提取有效的特征信息,振动信号包含了对运行状态的全面解释^[2],但通常具有复杂的非线性和非平稳性。特别是在早期故障阶段,轴承滚道或滚动体表面的缺陷微小,故障特征易被噪声淹没难以有效提取^[3]。典型的时域统计特征如均方根、偏度、峰度、脉冲因子、波形、滑度指数、基尼指数等可直观地描述振动信号随时间变化的动态特性^[4-5],但易受干扰,不能有效反映轴承健康状态。针对这一问题,诸多研究通过改进小波变换、模态分解等信号处理技术增强微弱故障特征提取^[6-7]。袁静等^[8]将短时傅里叶变换(STFT)得到的时频能量分布进行多重同步压缩变化,提高了时频图的能量聚集性。谢锋云等^[9]将可调品质因子小波变换与小波包奇异谱熵相结合用于提取滚动轴承早期弱故障特征。李志农等^[10]将经验小波变换和同步提取技术相结合提取故障信号的时变特征。刘一龙等^[11]针对电机轴承保持架早期故障不明显的问题,提出了一种基于峭度曲面极大值的微弱故障识别方法。SAHU等^[12]提出一种基于完全集合经验模态分解和自适应阈值的滚动轴承早期故障诊断的改进去噪技术,提高了强噪声环境下的早期故障检测性能。

近年来,图模型通过将一维时域信号变换为图谱域,能够有效提取信号中的时空特征^[13]。SUN等^[14]采用了两阶段框架进行轴承故障诊断,其中检测阶段采用图模型识别轴承的运行状态。WANG等^[15]提出了一种基于时空图的轴承故障检测与诊断方法,探索了图模型提取隐藏在空间形态和时间动态相关故障信息的能力。王好将等^[16]基于最优加权路图傅里叶变换有效地重构了滚动轴承故障冲击特征。为提取非线性故障特征,陈芒等^[17]通过图傅里叶变换将时域信号转换为图谱域,并计算图谱幅值熵作为故障特征参数进行故障分类。此外,GUO等^[18]利用 Frobenius 范数度量了图的相似性变化,拓展了图相似性技术评估信号动态变化的潜力。尽管图模型在提取微弱故障信息方面取得了良好的效果,但由于图的相似性程度是通过计算节点之间边权重的距离

和表示,在实际应用中,外部因素如工况变化、环境波动等可能导致特征曲线出现大幅度的非线性波动,使得故障的初期症状不明显或变得微弱甚至可能消失,从而增加了故障检测的误判和漏检风险。熵作为一种衡量数据序列不确定性或复杂性的度量^[19],能有效描述非线性动态特性,例如,样本熵^[20]、排列熵^[21]、模糊熵^[22]等通过估计时域信号的复杂性区分轴承的故障状态。此外,WANG等^[23]在熵计算中考虑了频率分布及振幅变化,提出了一种用于旋转机械故障诊断的累积谱分布熵,从而将熵度量扩展到频域。

为了有效地捕捉早期故障变化信息,本文提出了一种基于一维结构图熵的滚动轴承早期故障检测方法。

1 相关知识

1.1 图模型

设 $G = \{V, E\}$ 表示一个无向加权完全图模型,其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 表示图中 m 个节点的合集; $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 表示节点之间的连接边, m 个节点两两连接形成 $n = m(m+1)/2$ 条连接边,如图 1a 所示。为任意两节点 v_i, v_j 之间的连接边赋予明确的权值关系,通常可选择以下方式进行定义^[14]:

$$\omega_{ij}^1 = 1 \quad (1)$$

$$\omega_{ij}^2 = \|f(v_i) - f(v_j)\|^2 \quad (2)$$

$$\omega_{ij}^3 = \exp\left(-\frac{\|f(v_i) - f(v_j)\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$\omega_{ij}^4 = 1 - \frac{\langle f(v_i), f(v_j) \rangle}{\|f(v_i)\|_2 \|f(v_j)\|_2} = \frac{v_i v_j + f(v_i) f(v_j)}{\sqrt{(v_i)^2 + [f(v_i)]^2} \sqrt{(v_j)^2 + [f(v_j)]^2}} \quad (4)$$

式中: ω_{ij}^1 为常数 1,表示两节点之间的连通性; ω_{ij}^2 为欧氏距离,能够真实地反映边连接两节点之间的差异性; $f(v_i)$ 和 $f(v_j)$ 分别表示节点 v_i 和 v_j 的信号幅值; $\|\cdot\|$ 为 L_2 范数; ω_{ij}^3 为高斯热核函数,表示节点 v_i 和 v_j 之间的邻近关系; σ 为热核的宽度常量,用于调整顶点近邻关系的范围; ω_{ij}^4 为余弦距离,衡量两个节点连线在方向上的差异。

上述描述构建了无向加权完全图模型,其相关权值信息由邻接矩阵 ω 存储,如图 1b 所示。

1.2 信息熵

信息熵描述了一个随机变量的信息不确定性,即需要多少信息能够完全描述该系统的状态。这一度量的核心定义如下^[19]:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \lg p(x_i) \quad (5)$$

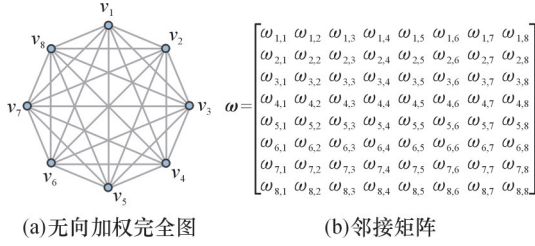


图1 无向加权完全图模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of undirected weighted complete graph model

式中： $H(X)$ 为随机变量 X 的信息熵； $p(x_i)$ 为随机变量 X 取 x_i 的概率。

2 基于一维结构图熵的滚动轴承早期故障检测方法

2.1 方法流程

本文所述方法主要包括3个步骤，其具体流程如图2所示。

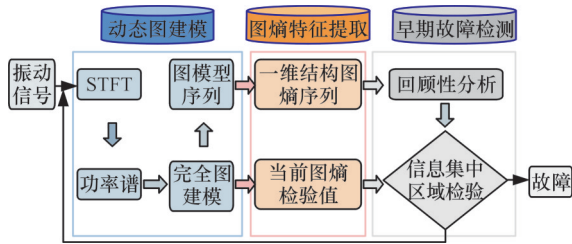


图2 基于一维结构图熵的早期故障检测方法流程图

Fig.2 Flow chart of early fault detection method based on one-dimensional structure graph entropy

1)完全图建模。对原始振动信号进行时变功率谱分析，并将其作为图模型输入。功率谱中每个分量视为一个节点，计算欧氏距离表示节点间的差异性，存储节点及其连接权值信息，得到振动信号对应完全图模型的邻接矩阵。

2)一维结构图熵特征提取。计算图谱特征概率分布，融合信息熵得到一维结构图熵。

3)故障决策。一维结构图熵的差异表示为图结构复杂性变化，采用回顾性分析方法设置信息集中区域对轴承早期故障进行决策判断。

2.2 完全图建模

设获取的滚动轴承原始振动信号表示为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，其中 N 为信号长度。为了提取原始信号的时频分布，采用短时傅里叶变换将原始信号从时域变换到时频域^[24]：

$$S(m, k) = \sum_{n=0}^{T-1} x(n + m\Delta t) \omega(m) \exp(-\frac{j2\pi kn}{T}) \quad (6)$$

式中： $S(m, k)$ 为第 m 个滑动窗的原始信号在 k Hz的频率幅值， $m=1, 2, \dots, N-1$ ； $x(n + m\Delta t)$ 为第 m 个滑动窗内第 n 个采样点的信号值； $\omega(m)$ 为第 m 时间窗的窗函数，考虑到

频率分辨率、时间分辨率和图模型规模，选用窗长 T 为1000的无重叠汉宁窗； Δt 为时间阶跃。

计算上述变换结果的功率谱密度，提取原始信号的时频能量分布：

$$Y(m, k) = \frac{1}{T} |S(m, k)|^2 \quad (7)$$

式中： $Y(m, k)$ 为第 m 个滑动窗对应的第 k 个频率分量的功率谱密度。

原始信号经过上述重复处理可以得到一系列信号功率分布序列，如图3a所示，记为 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m, \dots, P_M\}$ ，其中 P_m 为第 m 个窗内信号变换后得到的功率谱密度序列集合，共包含 T 个功率谱密度分量，记 $P_m = \{Y_m^{(1)}, Y_m^{(2)}, \dots, Y_m^{(t)}, \dots, Y_m^{(T)}\}$ 。将每个信号功率分布序列映射成一个图模型，每个功率谱密度分量视为图模型的一个节点，构造为包含 T 个节点和 $T(T+1)/2$ 条连接边的无向加权完全图模型，两个节点之间的权值采用欧氏距离 ω_{ij}^2 计算。由此，信号功率分布序列 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m, \dots, P_M\}$ 可以转换为图模型序列 G ，如图3b所示，记 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_m, \dots, G_M\}$ 。

2.3 一维结构图熵特征提取

图模型提取了信号时频能量分布之间的关联信息，故障发生时功率谱产生许多波峰及其边带，导致图结构复杂性发生改变。因此，本文采用一维结构图熵量化图模型之间的动态变化，如图3c所示。在本文建立的图模型中，节点的强度描述了功率谱密度分量之间的关联程度，其定义为连接到该节点 v_i 的所有边的权值之和，即

$$\omega_i = \sum_{j \in N_i} d_{ij} \quad (8)$$

图 G_m 的一维结构图熵 $H(G_m)$ 的定义如下：

$$H(G_m) = - \sum_{i=1}^n \frac{\omega_i}{\sum_{i \in I} \omega_i} \text{lb} \frac{\omega_i}{\sum_{i \in I} \omega_i} \quad (9)$$

式中： ω_i 为节点 i 的强度； N_i 表示节点 v_i 的一阶邻居集合； I 为所有节点的集合。

每个图模型 G_m 执行式(8)、式(9)，得到对应的一维结构图熵 $H(G_m)$ 。显然，图模型序列 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_m, \dots, G_M\}$ 对应的一维结构图熵集合 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_m, \dots, H_M\}$ 。

2.4 基于信息集中区域的故障检验

一维结构图熵表示了图结构的复杂性，因此图熵特征的变化可以检测轴承的故障状态。为了自适应检测运行状态变化，本文基于图熵特征的卓越鲁棒性，采用图熵历史方差设置信息集中区域表示轴承健康状态，它能够根据不同工况和数

据集自适应调整检测阈值,定义如下:

$$\left. \begin{aligned} \mu_m^u &= \mu + k \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (H(G_i) - \mu)} \\ \mu_m^l &= \mu - k \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (H(G_i) - \mu)} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: μ_m^u, μ_m^l 分别为当前点 m 的信息集中区域的上界和下界; μ 为第1到 L 个图熵的均值; L 表示选取第1到 L 区间的图熵值作为检验值; k 为信息集中区域增益系数, 表示偏差容忍度。

均值 μ 的计算公式如下:

$$\mu = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L H(G_i) \quad (11)$$

当滚动轴承在 m 时刻发生故障时, 其图熵值 H_L 将偏离正常信息集中区域, 则该点为健康状态转向故障状态的变化点。若当前图熵值未超出信息集中区域, 则表示滚动轴承处于健康状态(图3d), 即

$$\left. \begin{aligned} H_0: \mu_m^l < H_L = \frac{1}{L} \sum_{i=m-L+1}^m H(G_i) < \mu_m^u & \quad \text{健康状态} \\ H_1: H_L \geq \mu_m^u \text{ 或 } H_L \leq \mu_m^l & \quad \text{故障状态} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

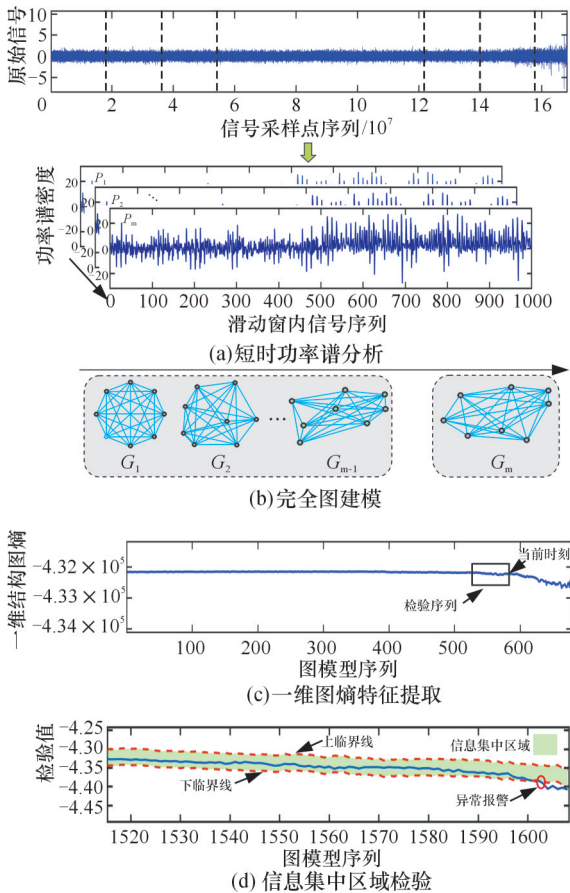


图3 滚动轴承早期故障检测方法示意图

Fig.3 Schematic diagram of early fault detection method for rolling bearings

3 状态区分机制的理论解释与数值分析

3.1 理论解释

假设第 m 个滑动窗和第 n 个滑动窗的监测信号分别记为 $X_m = \{x_{(m,1)}, \dots, x_{(m,i)}, \dots, x_{(m,T)}\}$ 和 $X_n = \{x_{(n,1)}, \dots, x_{(n,i)}, \dots, x_{(n,T)}\}$; 经过时变功率谱分析后得到对应功率谱为 $Q_m = \{q_{(m,1)}, \dots, q_{(m,i)}, \dots, q_{(m,T)}\}$ 和 $Q_n = \{q_{(n,1)}, \dots, q_{(n,i)}, \dots, q_{(n,T)}\}$ 。对应频率分量的幅值变化表示为

$$\Delta q_i = |q_{(n,i)} - q_{(m,i)}| \quad (13)$$

由相应功率谱序列构建的图模型的第 i 个节点与第 j 个节点的权值变化量 Δe_{ij} 为

$$\Delta e_{ij} = \sqrt{(q_{(n,i)} - q_{(n,j)})^2 + (i-j)^2} - \sqrt{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})^2 + (i-j)^2} \quad (14)$$

对式(14)进行一阶泰勒近似展开:

$$\Delta e_{ij} = \frac{d[\sqrt{(q_{(n,i)} - q_{(n,j)})^2 + (i-j)^2}]}{d(q_{(n,i)} - q_{(n,j)})} - \frac{d[\sqrt{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})^2 + (i-j)^2}]}{d(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})} \approx \frac{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})}{\sqrt{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})^2 + (i-j)^2}} (\Delta q_i - \Delta q_j) \quad (15)$$

因此, 图模型 m 和 n 的节点强度概率分布可以表示为 $P_m = \{p_1, \dots, p_i, \dots, p_T\}$; $P_n = \{p_1 + \Delta p_1, \dots, p_i + \Delta p_i, \dots, p_T + \Delta p_T\}$ 。其中:

$$\Delta p_i = \frac{\omega_i + \Delta \omega_i}{\sum_{j=1}^T (\omega_j + \Delta \omega_j)} - \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^T \omega_j} \approx [(\omega_i + \Delta \omega_i) \cdot (\frac{1}{\sum_{j=1}^T \omega_j} - \frac{\sum_{j=1}^T \omega_j}{(\sum_{j=1}^T \omega_j)^2})] - \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^T \omega_j} = \frac{\Delta \omega_i}{\sum_{j=1}^T \omega_j} - \omega_i \frac{\sum_{j=1}^T \Delta \omega_j}{(\sum_{j=1}^T \omega_j)^2}$$

$$\Delta \omega_i \frac{\sum_{j=1}^T \Delta \omega_j}{(\sum_{j=1}^T \omega_j)^2} \approx \frac{\Delta \omega_i}{\sum_{j=1}^T \omega_j} - \omega_i \frac{\sum_{j=1}^T \Delta \omega_j}{(\sum_{j=1}^T \omega_j)^2} = p_i (\frac{\Delta \omega_i}{\omega_i} - \frac{\sum_{j=1}^T \Delta \omega_j}{\sum_{j=1}^T \omega_j}) \quad (16)$$

$$\Delta \omega_i = \sum_{j=1, j \neq i}^T \Delta e_{ij} =$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^T \frac{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})}{\sqrt{(q_{(m,i)} - q_{(m,j)})^2 + (i-j)^2}} (\Delta q_i - \Delta q_j) \quad (17)$$

图 G_n 的一维结构图熵为

$$\begin{aligned} H(G_n) &= H(p_1 + \Delta p_1, \dots, p_T + \Delta p_T) = \\ &= - \sum_{i=1}^T (p_i + \Delta p_i) \ln(p_i + \Delta p_i) = \\ &= - \sum_{i=1}^T (p_i \ln p_i + \Delta p_i \ln \Delta p_i) + \\ &= \sum_{i=1}^T (p_i \ln \frac{p_i}{p_i + \Delta p_i} + \Delta p_i \ln \frac{p_i}{p_i + \Delta p_i}) = \\ &= H(p_1, \dots, p_i, \dots, p_T) + \sum_{i=1}^T (p_i \ln \frac{p_i}{p_i + \Delta p_i} + \end{aligned}$$

$$\Delta p_i \text{lb} \frac{p_i}{p_i + \Delta p_i} - \Delta p_i \text{lb} \Delta p_i = H(G_m) + \sum_{i=1}^T (p_i \text{lb} \frac{p_i}{p_i + \Delta p_i} - \Delta p_i \text{lb} (p_i + \Delta p_i)) \quad (18)$$

由式(13)~式(18)可得,图熵值 H 主要由 Δq_i 的数量和幅值决定,不依赖于频谱分量的变化规律,通过反映信号的不规则性分辨故障状态。轴承处于健康状态时,信号具有较强的规律性;当轴承发生故障时,幅值增大的振动分量 Δq_i 数量越多,信号不规则性增强。下面对不同状态的 Δq_i 变化情况进行讨论。

1)当 Δq_i 相对变化较小时,根据 $x \text{lb} x$ 的函数曲线, $p_i \text{lb} [p_i / (p_i + \Delta p_i)] \approx 0$,且 $\Delta p_i \text{lb} (p_i + \Delta p_i) \approx 0$ 。在正常状态或随机噪声干扰下,发生显著变化的分量较少且幅值较小,因此图熵几乎未产生变化。

2)当运行状态存在如负载、转速、环境突变和外部事件时,少量频率分量产生显著变化,但由于变化数量较少,对图熵变化贡献是有限的。

3)当滚动轴承发生故障时,时变功率谱产生诸多波峰及其边带,发生变化频率分量的数量和幅值明显增多,图熵产生显著变化。

3.2 数值分析

对上述理论分析进行数值计算,图4列出了4种不同状态下的图熵数值。在强噪声环境下,滚动轴承正常状态变化时,图熵值由 $H_1=5.1381$ 变为 $H_2=5.1385$,变化幅度为 $\Delta H=0.0004$;当发生突发干扰时,图熵值由 $H_1=5.1381$ 变为 $H_3=5.1385$,变化幅度同样为 $\Delta H=0.0004$ 。该变化表明在正常变化和突发干扰情况下,图熵值在基本一致的范围内波动,突发干扰未造成图熵值的显著偏离。相反,当轴承故障发生时, $H_1=5.1381$ 变为 $H_4=5.1413$,变化幅度为 $\Delta H=0.0028$ 。相较于正常变化和突发干扰下的波动范围,故障状态下的幅值变化扩大至7倍,发生了显著偏离,从而可以在噪声环境下准确识别出故障状态。

为了进一步解释本方法对于强噪声环境下的故障状态识别能力,模拟设置了不同的场景观察一维结构熵的变化。模拟数据由XJTU-SY Bearing2-3数据集中一段真实正常信号(信号序列:10 001~50 000)和真实故障信号(信号序列:3 480 001~3 490 000)组成。为了模拟恶化条件,

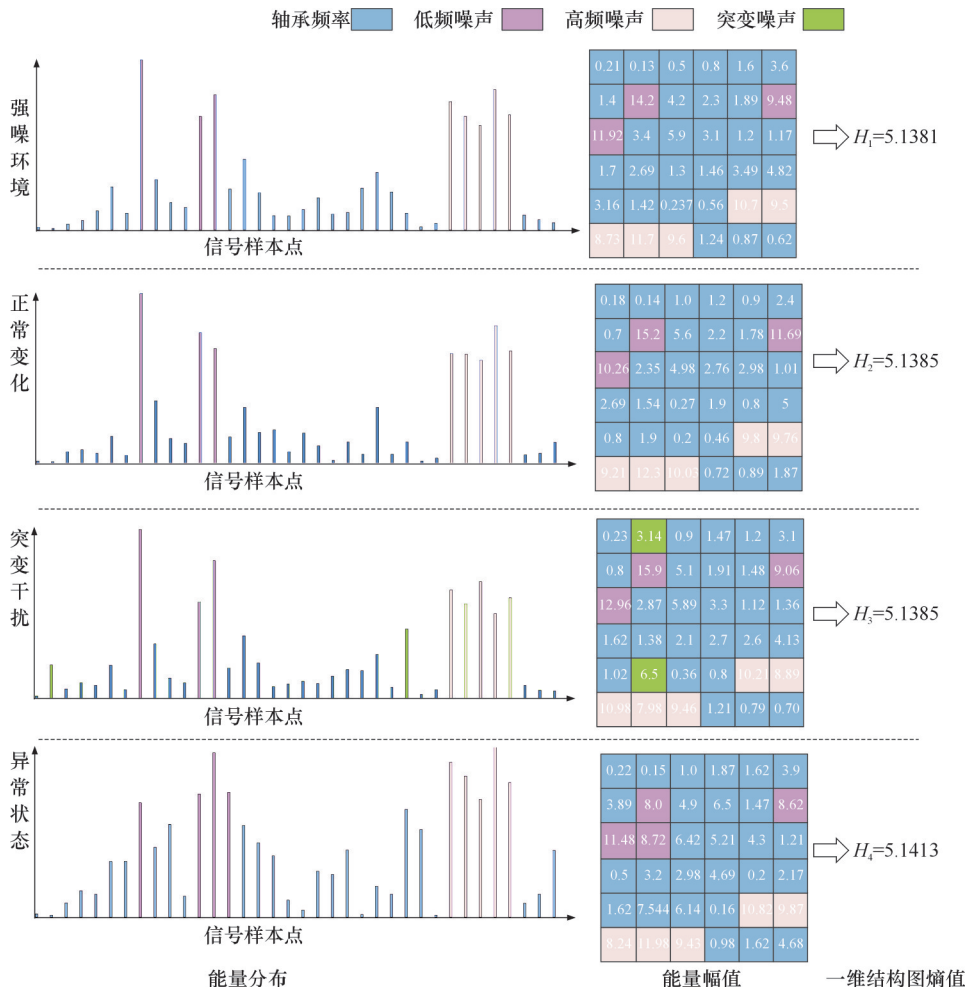


图4 一维结构熵值抗干扰能力示意图

Fig.4 Schematic diagram of anti-interference ability of one-dimensional structure entropy value

在上述两段信号中分别加入-5 dB 高斯噪声。此外,在正常信号段加入随机瞬时冲击模拟机器中的随机突发扰动,如图 5a 所示。随机瞬时冲击的振幅为 8,脉冲宽度为 0.0005 s,冲击数量为 20。图 5b 显示了不同运行状态下一维结构熵值变化曲线,与上述分析一致,在正常变化和突发干扰情况下,图熵值具有相似的波动范围;而故障引起的图熵变化产生了显著偏离。

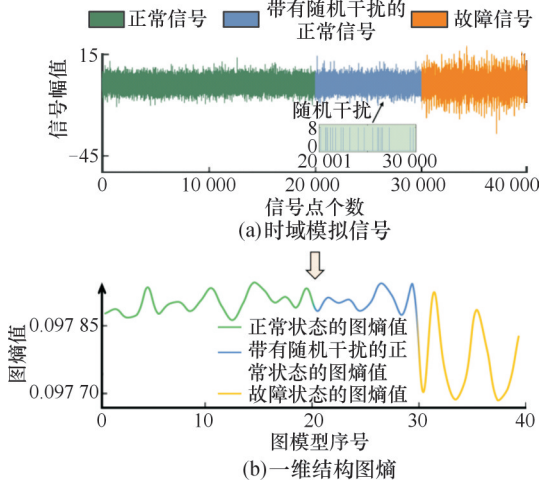


图 5 不同运行状态下一维结构熵值变化图
Fig.5 The diagram of one-dimensional structure entropy change under different operating states

4 实验与分析

4.1 实施方案

为了验证所提出方法的有效性,分别使用 XJTU-SY 数据集、IMS 数据集以及纸浆厂工程数据集进行实验验证。XJTU-SY 数据集使用获取了 3 类工况下共计 15 个 LDK UER204 滚动轴承全寿命周期数据^[25];IMS 数据集包含了 3 组数据,每组数据中包含了 4 个 ZA-2115 滚动轴承的振动数据。两种数据集信息分别如表 1 所示^[26],实验测试平台如图 6 所示,实验数据通过轴承加速寿命测试平台加速退化获得。工程数据集来源于某纸浆厂轴承历史故障案例。该数据集记录了该工厂在 2019 年至 2022 年底间不同轴承实际运行的故障案例,如表 2 所示。每个案例都包含因缺陷而被更换之前大约 4 个月的正常和故障数据。每个数据集每天测量一次或多次,详情见文献^[27]。

为了确保在不同工况和数据条件下的自适应检测能力,对所有数据集的检测过程中没有人为主观干预,所使用的参数如表 3 所示。

4.2 XJTU-SY 数据集结果与分析

每个测试数据中至少包含一种缓慢故障或突

表 1 XJTU-SY 数据集和 IMS 数据集信息

Tab.1 Information of XJTU-SY datasets and IMS datasets

数据集名称	数据名称	工况	失效位置	样本数量
XJTU-SY	Bearing1-1	转速 2100 r/min 径向力 12 kN	外圈	123
	Bearing1-2		外圈	161
	Bearing1-3		外圈	158
	Bearing1-4		保持架	122
	Bearing1-5		内圈、外圈	52
	Bearing2-1	转速 2250 r/min 径向力 11 kN	内圈	491
	Bearing2-2		外圈	161
	Bearing2-3		保持架	533
	Bearing2-4		外圈	42
	Bearing2-5		外圈	339
	Bearing3-1	转速 2400 r/min 径向力 10 kN	外圈	2538
	Bearing3-2		内圈、外圈、滚动体、保持架	2496
	Bearing3-3		内圈	371
	Bearing3-4		内圈	1515
	Bearing3-5		外圈	114
IMS	Dataset 1	转速 2000 r/min 径向力 26.67 kN	轴承 3 内圈;轴承 4 滚动体	2156
	Dataset 2		轴承 1 外圈	948
	Dataset 3		轴承 3 外圈	6324

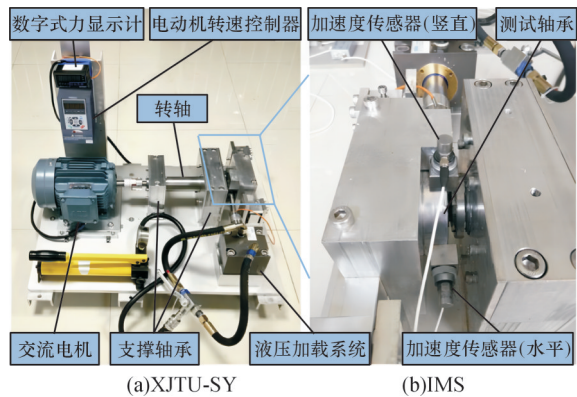


图 6 滚动轴承加速寿命测试平台

Fig.6 Accelerated life test platform of rolling bearings

表 2 实验验证参数

Tab.2 The experimental verification parameters

数据名称	轴承型号	应用位置	固定速度	平均速度/(r·min ⁻¹)	故障类型
Mill-5	SKF 7312	泵	否	2483.5	滚动体
Mill-8	SKF 6228	发动机	否	1105.9	外圈

表 3 纸浆工厂轴承数据集信息

Tab.3 Information of pulp mill datasets

窗长 T	L	增益系数 k	降采样比例
1000	10	12	1:5

发故障等形式的故障信号,检测结果如图 7 所示,其中红色圆圈表示所检测到的故障发生时刻,如表 4 所示。实验结果显示所有数据集中的早期故

障都能够被成功识别。一维结构图熵在信号正常状态下的分布几乎是一条水平的直线；当故障发生时，结构熵出现了明显的变化。这一现象解释了该方法对噪声和外部环境干扰的出色鲁棒性以及早期故障的敏感性。特别地，图7中部分结果显示在标记故障发生时刻，图熵曲线无明显变化，如 Bearing 1-3、Bearing 2-3 等。本文对这些曲线

变化进行放大处理，如图8所示。实际上，导致图7所显示结果是由于与后期故障加剧恶化时的波动相比，标记故障位置的图熵偏离正常的变化可以忽略不计，但其偏离程度仍超过了阈值。轴承故障是自然动态演化形成的，无法通过测量故障尺寸判断故障发生时刻。对于如 1-4、2-1、3-1、3-3 和 3-4 等突发性故障，时域波形发生较大突

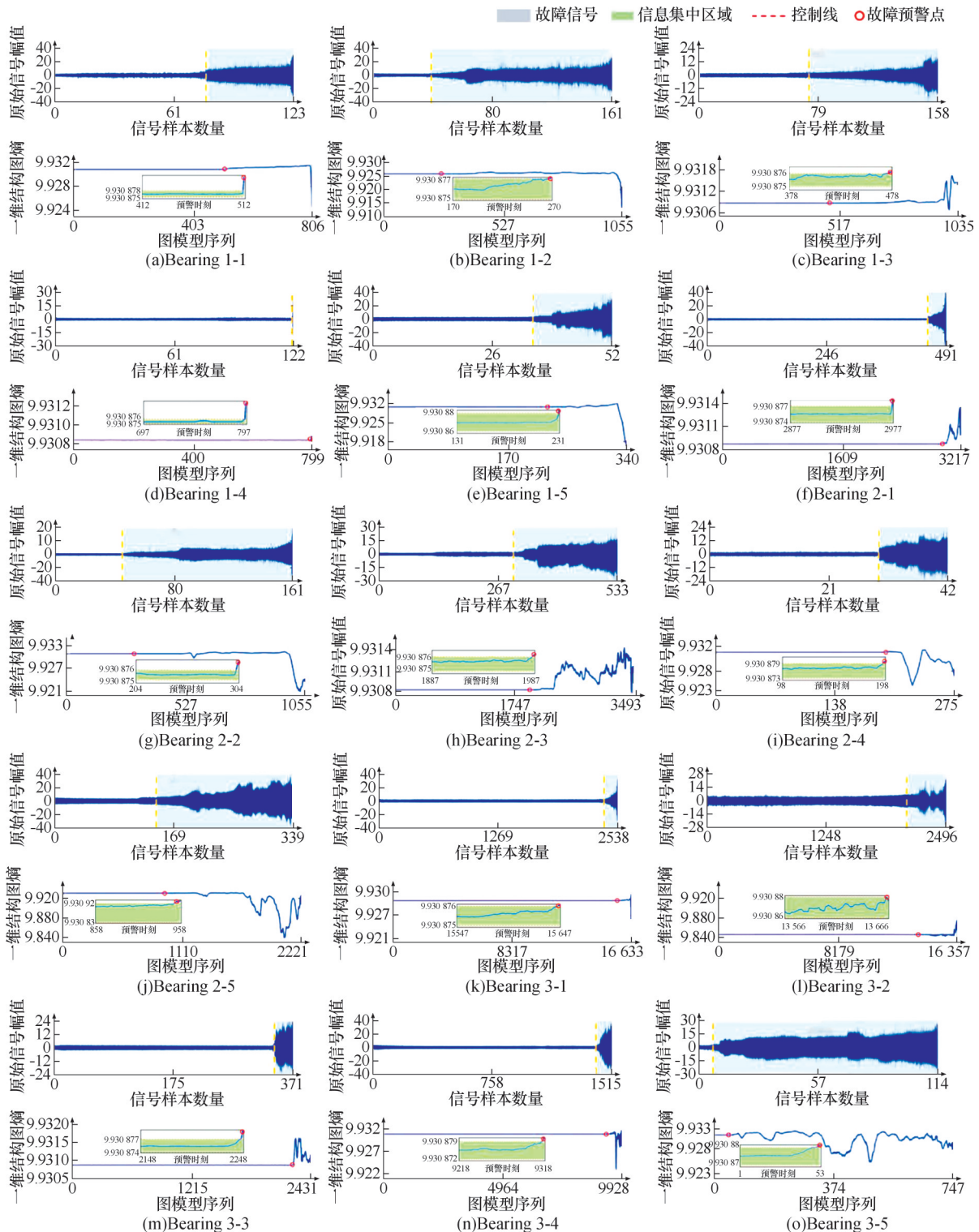


图7 XJTU-SY数据集检测结果

Fig.7 Detection results of XJTU-SY datasets

变,可以直观判断故障发生时刻;而对于数据集 1-1、1-2、1-3、1-5、2-2、2-3、2-4、2-5、3-5 等缓慢退化过程,实际应用允许在退化过程阶段预警故障,但在实际应用中很难实时观测和评估结构损伤的程度。轴承一般都是封装使用的,且缺陷是不规则的,这个过程无法评估所使用数据集的某一时刻的故障尺寸,因为它是自然形成的,而非人为加工的。

表4 XJTU-SY 轴承数据集故障检测结果

Tab.4 Bearing detection results for XJTU-SY dataset

数据名称	故障预警窗位置	故障样本序号	故障时间/s
Bearing 1-1	512	79	4842
Bearing 1-2	270	42	2574
Bearing 1-3	478	73	4474
Bearing 1-4	797	122	7477
Bearing 1-5	231	36	2207
Bearing 2-1	2977	455	27 883
Bearing 2-2	304	47	2881
Bearing 2-3	1987	304	18 630
Bearing 2-4	198	31	1890
Bearing 2-5	958	147	9009
Bearing 3-1	15 647	2388	146 337
Bearing 3-2	16 357	2086	127 831
Bearing 3-3	2248	344	21 081
Bearing 3-4	9318	1422	87 141
Bearing 3-5	53	9	552

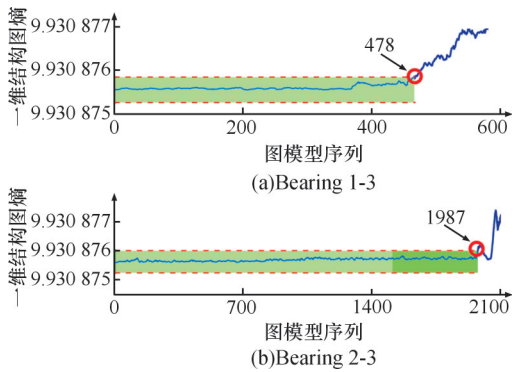


图8 XJTU-SY 部分检测结果局部放大图

Fig.8 Partial magnification of test results with XJTU-SY

4.3 IMS 数据集结果与分析

在IMS数据集验证过程中,由于传感器在采集 Dataset1 信号过程中发生了一系列未知原因中断,时间历史不是连续的,因此选取 Dataset 1 中断恢复后的数据进行实验测试,实验结果如图9、图10和图11所示;故障时刻如表5所示。实验结果显示,所有的轴承的早期故障同样均能够被成功识别,在所检测故障时刻均出现相应的故障频率。为了更具体地显示检测结果,将正常数据进行放大观察。通过放大区域可以清楚地观察到,虽然原始时域信号存在相对较大的数据波动,但所提取的一维结构图熵几乎未受到影响,这表明

图熵在表征机械信号动态行为方面具有良好的稳定性和鲁棒性。

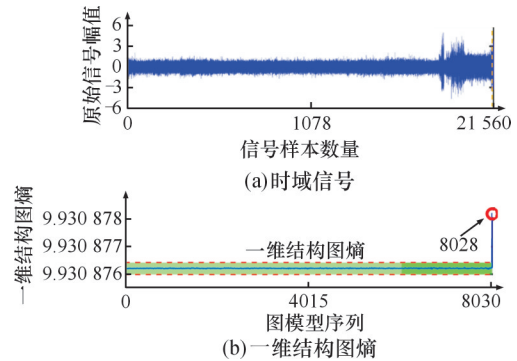


图9 Dataset 1 检测结果

Fig.9 Detection results of Dataset 1

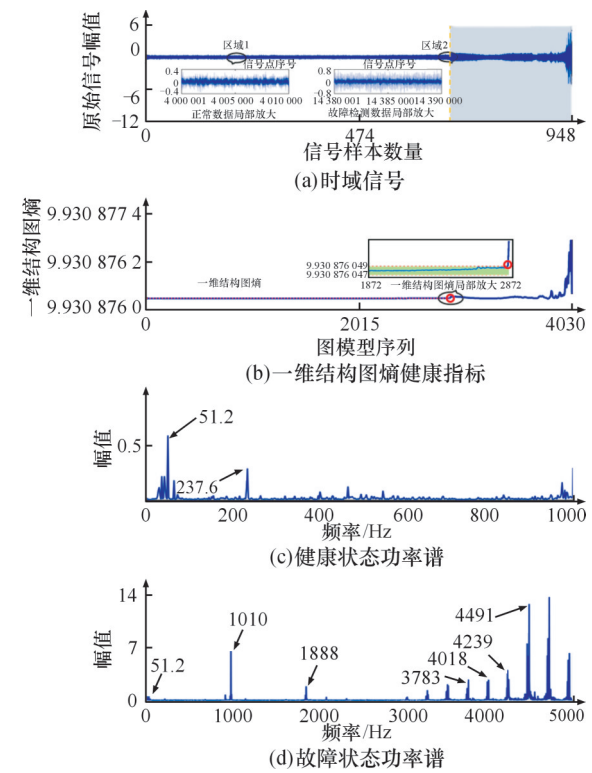


图10 Dataset 2 检测结果及功率谱

Fig.10 Detection results and power spectrum of Dataset 2

为了验证方法的有效性,本文对标记的故障时刻的滑动窗内的数据进行功率谱分析。Dataset 2 和 Dataset 3 的转频理论值为 33.3 Hz,故障特征频率为 236.4Hz。在实验过程中二者都发生了外圈故障,对应的功率谱中分别出现了接近故障特征频率的理论值的 237.6 Hz 和 235.5 Hz,且功率幅值急剧增大,如图10d和图11d所示。由此表明该方法成功对故障做出了预警。

4.4 纸浆工厂数据集结果与分析

为了验证本方法的实用性,本文在工程数据集上进行了验证。与上述数据集相比,该验证过

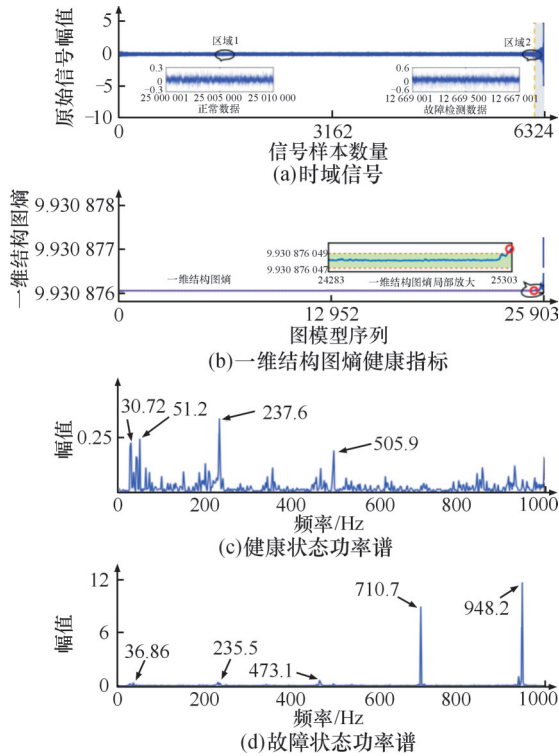


图 11 Dataset 3 检测结果及功率谱
Fig.11 Detection results and power spectrum of Dataset 3

表 5 IMS 轴承数据集故障检测结果

Tab.5 Bearing detection results for IMS dataset

数据名称	故障预警窗位置	故障样本序号	故障时间/min
Dataset 1	8028	2155	21 550
Dataset 2	2872	439	4390
Dataset 3	25 283	6173	61 730

程面临至少两个新增的技术挑战。首先,工程应用数据集中的每个案例都来源于工厂里不同的设备,每个设备都独立设定适配工况和采集参数,因此数据具有较强的异构性;其次,采集过程中的轴承转速是非恒定的。实验结果见图 12、图 13 和表 6。实验结果所提出的方法可以在复杂工业环境下准确识别故障状态,对负载、转速变化及噪声具有良好的抗干扰能力。

4.5 PHM 数据集结果与分析

为了体现一维结构图熵的鲁棒性优势,将其与现有的 SWT-RMS^[29]、方差(Var)、峰度(Kur)等方法进行鲁棒性评估并比较。数值越大,则表示鲁棒性越强。鲁棒性评估指标 Rob 计算过程如下^[30-31]:

$$Rob(HI) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{\left|HI(i) - \frac{1}{l} \sum_{i=1}^{i+l/2} HI(i)\right|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[HI(i) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N HI(i)\right]^2}}\right) \quad (19)$$

式中:HI(i) 为健康指标第 i 个样本值;N 为序列长度;l 为

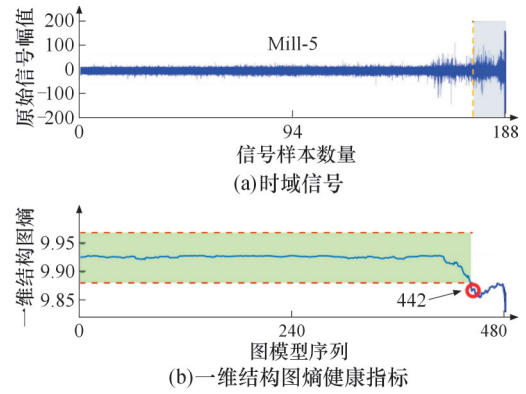


图 12 Mill-5 检测结果

Fig.12 Detection results of Mill-5

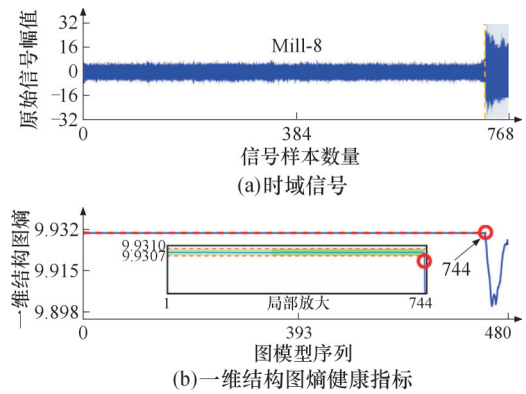


图 13 Mill-8 检测结果

Fig.13 Detection results of Mill-8

表 6 纸浆厂工程数据集故障检测结果

Tab.6 Bearing detection results for pulp mill datasets

数据名称	故障预警窗位置	故障样本序号
Mill-5	442	173
Mill-8	744	727

移动平均滤波滑动窗长度,本文取值为 10。

PHM2012 数据集的 PHM1-2 数据具有代表性^[28],因此本文将其用于鲁棒性评价分析,评价结果如图 14 和表 7 所示。在干扰条件下,本文提出的方法仅显示出较小的波动,鲁棒性指数分别为 0.9576,优于其他方法。

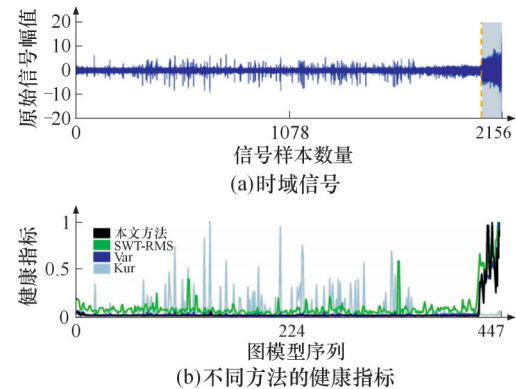


图 14 不同方法的鲁棒性对比结果

Fig.14 Robustness comparison results of different methods

表7 不同方法的鲁棒性评估结果

Tab.7 Robustness assessment of different methods

方法	鲁棒性	排名
本文方法	0.9576	1
Var	0.9371	2
SWT-RMS	0.8481	3
Kur	0.6879	4

为了进一步验证方法的优劣,将本文所提方法与广泛应用的Var、均方根(RMS)、平方包络谱(SES)、自适应输入加权融合指标(AIWFI)^[32]、粒度特征(GF)^[33]、有效加权稀疏峰度(EWSK)^[34]共计6个指标进行比较。实验采用查准率 P_{re} 、查全率 R_e 和综合测度 F 3个指标对每种方法的检测性能进行综合评价,其定义为

$$P_{re} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (20)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (21)$$

$$F = \frac{2P_{re}R_e}{P_{re} + R_e} \quad (22)$$

式中: T_p 为真阳性,表示正确检测的故障点数量; F_p 为假阳性,表示测出点为非故障点的数量; F_N 为假阴性,表示未检测出故障点的数量。

所有方法的评价结果如表8所示,对比结果显示,本文方法和Var、RMS、SES、AIWFI、ESWK指标的查全率均达到了100%,优于GF,但本文方法的查全率和查准率均达到100%,综合测度达到1.0。尽管EWSK在IMS3个标准数据集上都准确预警故障发生时刻,但本文所述方法在包括上述数据集以及XJTU-SY数据集和两个工程数据集等更多工况条件下都能够准确识别故障,表明本文方法能够有效利用轴承振动信号识别早期微弱故障,展示了其在实际工业场景中的应用潜力。

表8 XJTU-SY和IMS数据集轴承故障检测结果比较

Tab.8 Comparison of bearing detection results for XJTU-SY and IMS dataset

方法	查准率/%	查全率/%	综合测度
本文方法	100	100	1.000
Var	85	100	0.919
RMS	89.47	100	0.944
SES	80.95	100	0.895
AIWFI	89.47	100	0.944
GF	53.33	100	0.696
ESWK	100	100	1

5 结论

针对滚动轴承早期故障信息难以有效提取的

问题,本文考虑了图模态模型之间差异性变化,提出了一种基于一维结构图熵的滚动轴承早期故障检测方法。通过短时功率谱提取振动信号的时频能量分布,利用图结构映射时频能量分布的动态模型,提取一维结构图熵度量模型的动态变化并作为轴承健康状态指标实现了其健康状态的低维度动态描述。基于指标对噪声的强鲁棒性,通过参考当前指标与历史值的变化,实现了轴承动态变化的故障检测。将所提方法在XJTU-SY和IMS数据集中进行验证,证明了该方法的优越性和良好的应用潜力。整个检测过程包括信号处理、动态图建模、图熵计算等关键步骤,每个步骤可能影响整体检测性能。在后续工作中,将重点优化算法时效性,以提高工程应用效率。

参考文献:

- [1] 郑近德, 陈焱, 董靳于, 等. 精细广义复合多元多尺度反向散布熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2023, 34(11): 1315-1325.
ZHENG Jinde, CHEN Yan, TONG Jinyu, et al. RGC-MvMRDE and Its Applications in Rolling Bearing Fault Diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(11): 1315-1325.
- [2] ZHOU Haoxuan, HUANG Xin, WEN Guangrui, et al. Construction of Health Indicators for Condition Monitoring of Rotating Machinery: a Review of the Research [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 203: 117297.
- [3] LUO Jianqing, WEN Guangrui, LEI Zihao, et al. Weak Signal Enhancement for Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Adaptive Optimized VMD and SR under Strong Noise Background [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(6): 064001.
- [4] LIU Yongbin, HE Bing, LIU Fang, et al. Feature Fusion Using Kernel Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices for Rolling Bearing Fault Identification [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385: 389-401.
- [5] MIAO Yonghao, ZHAO Ming, LIN Jing. Improvement of Kurtosis-guided-grams via Gini Index for Bearing Fault Feature Identification [J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(12): 125001.
- [6] 郭俊超, 甄冬, 孟召宗, 等. 基于WAEEMD和MSB的滚动轴承故障特征提取[J]. 中国机械工程, 2021, 32(15): 1793-1800.
GUO Junchao, ZHEN Dong, MENG Zhaozong, et al. Feature Extraction of Rolling Bearings Based on WAEEMD and MSB [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(15): 1793-1800.
- [7] SUN Yongjian, LI Shaohui, WANG Xiaohong. Bearing Fault Diagnosis Based on EMD and Improved Chebyshev Distance in SDP Image [J]. Measurement, 2021, 176: 109100.
- [8] 袁静, 姚泽, 胡雯玥, 等. 滚动轴承复合故障的时频能量聚集谱诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(2): 285-292.
YUAN Jing, YAO Ze, HU Wenyue, et al. Time-Frequency Energy Aggregation Spectrum Diagnosis Method for Compound Faults of Rolling Bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 285-292.
- [9] 谢锋云, 刘慧, 胡旺, 等. 基于自适应TQWT与小波包奇异谱熵的滚动轴承早期故障诊断 [J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(2): 714-722.
XIE Fengyun, LIU Hui, HU Wang, et al. Early Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Adaptive TQWT and

- Wavelet Packet Singular Spectral Entropy[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(2): 714-722.
- [10] 李志农, 刘跃凡, 胡志峰, 等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1284-1292.
LI Zhinong, LIU Yuefan, HU Zhifeng, et al. Empirical Wavelet Transform-synchroextracting Transform and Its Applications in Fault Diagnosis of Rolling Bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1284-1292.
- [11] 刘一龙, 李心远, 陈银萍, 等. 基于峭度曲面极大值的电机轴承保持架故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2024, 60(15): 89-99.
LIU Yilong, LI Xinyuan, CHEN Yinping, et al. A Motor Bearing Cage Fault Diagnosis Method Based on Local Maximum of Kurtosis Surface[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(15): 89-99.
- [12] SAHU P K, RAI R N. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on an Improved Denoising Technique Using Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition and Adaptive Thresholding Method[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2023, 11(2): 513-535.
- [13] LI Ke, ZHANG Hongshuo, LU Guoliang. Graph Entropy-based Early Change Detection in Dynamical Bearing Degradation Process [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(13): 23186-23195.
- [14] SUN Weifang, ZHOU Yuqing, CAO Xincheng, et al. A Two-stage Method for Bearing Fault Detection Using Graph Similarity Evaluation [J]. Measurement, 2020, 165: 108138.
- [15] WANG Teng, LIU Zheng, LU Guoliang, et al. Temporal-Spatio Graph Based Spectrum Analysis for Bearing Fault Detection and Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(3): 2598-2607.
- [16] 王好将, 于德介, 高艺源. 滚动轴承故障诊断的最优加权路图 GFT 冲击提取方法[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 604-613.
WANG Haojiang, YU Dejie, GAO Yiyuan. Impulse Extraction by Optimal Weighted Path GFT Method for Roller Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 604-613.
- [17] 陈芒, 于德介, 高艺源. 基于可视图谱幅值熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 23-29.
CHEN Mang, YU Dejie, GAO Yiyuan. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on Graph Spectrum Amplitude Entropy of Visibility Graph[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 23-29.
- [18] GUO Jianchun, SI Zetian, LIU Yi, et al. Dynamic Time Warping Using Graph Similarity Guided Symplectic Geometry Mode Decomposition to Detect Bearing Faults[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 224: 108533.
- [19] LI Angsheng, PAN Yicheng. Structural Information and Dynamical Complexity of Networks [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2016, 62(6): 3290-3339.
- [20] NOMAN K, LI Yongbo, WANG Shun. Continuous Health Monitoring of Rolling Element Bearing Based on Nonlinear Oscillatory Sample Entropy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3518014.
- [21] 丁嘉鑫, 王振亚, 姚立纲, 等. 广义复合多尺度加权排列熵与参数优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2021, 32(2): 147-155.
DING Jiaxin, WANG Zhenya, YAO Ligang, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on GCMWPE and Parameter Optimization SVM [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(2): 147-155.
- [22] WANG Yuting, WANG Dong. Investigations on Sample Entropy and Fuzzy Entropy for Machine Condition Monitoring: Revisited[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(12): 125104.
- [23] WANG Shun, LI Yongbo, NOMAN K, et al. Cumulative Spectrum Distribution Entropy for Rotating Machinery Fault Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 206: 110905.
- [24] TAO Hongfeng, WANG Peng, CHEN Yiyang, et al. An Unsupervised Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Using STFT and Generative Neural Networks[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(11): 7286-7307.
- [25] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1-6.
LEI Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY Rolling Element Bearing Accelerated Life Test Datasets: a Tutorial [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.
- [26] GOUSSEAU W, ANTONI J, GIRARDIN F, et al. Analysis of the Rolling Element Bearing Data Set of the Center for Intelligent Maintenance Systems of the University of Cincinnati [C] // 13th International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies (CM2016). Paris, 2016: hal-01715193.
- [27] LUNDSTRÖM A, O'NILS M, LUNDSTRÖM A, et al. Factory-based Vibration Data for Bearing-fault Detection [J]. Data, 2023, 8(7): 115.
- [28] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHER K, et al. PRONOSTIA: an Experimental Platform for Bearings Accelerated Degradation Tests [C] // IEEE International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, 2012: 1-8.
- [29] YANG Qichao, TANG Baoping, DENG Lei, et al. Adaptive Early Initial Degradation Point Detection and Outlier Correction for Bearings [J]. Computers in Industry, 2025, 164: 104166.
- [30] LEI Yaguo, LI Naipeng, GUO Liang, et al. Machinery Health Prognostics: a Systematic Review from Data Acquisition to RUL Prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [31] MCPHAIL C, MAIER H R, KWAKKEL J H, et al. Robustness Metrics: How Are they Calculated, When Should They Be Used and Why Do They Give Different Results? [J]. Earth's Future, 2018, 6(2): 169-191.
- [32] YE Xinlai, LI Guoyan, MENG Linghui, et al. Dynamic Health Index Extraction for Incipient Bearing Degradation Detection [J]. ISA Transactions, 2022, 128(Pt B): 535-549.
- [33] LIU Keying, MAO Wentao, SHI Huadong, et al. A New Unsupervised Online Early Fault Detection Framework of Rolling Bearings Based on Granular Feature Forecasting [J]. IEEE Access, 2021, 9: 159684-159698.
- [34] LYU Mingzhu, LIU Shixun, CHEN Changzheng. A New Feature Extraction Technique for Early Degeneration Detection of Rolling Bearings [J]. IEEE Access, 2022, 10: 23659-23676.

(编辑 王旻玥)

作者简介: 李科, 男, 1995年生, 博士研究生。研究方向为旋转机械状态监测与剩余寿命预测。E-mail: sdu_like@mail.sdu.edu.cn。卢国梁*(通信作者), 男, 1982年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为数据挖掘、旋转机械故障诊断。E-mail: luguo-liang@sdu.edu.cn。

本文引用格式:

李科, 王梦君, 袁茂军, 等. 基于一维结构图熵的滚动轴承早期故障检测[J]. 中国机械工程, 2026, 37(3): 645-655.

LI Ke, WANG Mengjun, YUAN Maojun, et al. Early Fault Detection for Rolling Bearings Based on One-dimensional Structure Graph Entropy [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(3): 645-655.