

基于SIC变点识别与关系网络的轴承故障预警

彭代鑫¹, 王 坤², 张桂韬³, 吴凤娇^{1*}, 王 斌¹

¹西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌

²中水北方勘测设计研究有限责任公司, 天津

³国网山东省电力公司青岛供电公司, 山东 青岛

收稿日期: 2026年7月26日; 录用日期: 2026年8月19日; 发布日期: 2026年8月28日

摘 要

为有效识别轴承振动异常并实现早期预警, 本文提出一种融合SIC变点识别与关系网络的轴承故障预警方法。针对传统 3σ 准则对非正态分布数据适应性不足的问题, 引入西沃兹信息准则(Schwarz information criterion, SIC)实现全局变点检测。针对轴承样本稀缺的实际情况, 构建了一种基于关系网络的小样本状态评估模型。在模型训练阶段, 首先采用SIC准则对历史轴承数据执行变点分析, 据此构建支持集与查询集, 通过关系网络学习不同状态样本特征间的非线性差异度量; 在线监测阶段, 实时采集轴承运行数据, 计算其与健康样本的特征关系得分, 作为健康状态指标。进一步, 结合k均值聚类方法设定动态检测阈值, 实现对轴承运行状态的实时判别与预警。与传统故障预警方法对比, 该方法在小样本条件下仍具备良好的早期故障识别能力, 为轴承的状态监测与故障预警提供了新的技术途径。

关键词

轴承, 西沃兹信息准则, 关系网络, K均值聚类, 故障预警

Bearing Fault Warning Based on SIC Change-Point Detection and Relation Networks

Daixin Peng¹, Kun Wang², Guitao Zhang³, Fengjiao Wu^{1*}, Bin Wang¹

¹College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling Shaanxi

²China Water Resources Beifang Investigation, Design and Research Co., Ltd., Tianjin

³State Grid Shandong Electric Power Company Qingdao Power Supply Company, Qingdao Shandong

Received: July 26, 2026; accepted: August 19, 2026; published: August 28, 2026

*通讯作者。

文章引用: 彭代鑫, 王坤, 张桂韬, 吴凤娇, 王斌. 基于 SIC 变点识别与关系网络的轴承故障预警[J]. 机械工程与技术, 2026, 15(4): 446-459. DOI: 10.12677/met.2026.154043

Abstract

To effectively identify bearing vibration anomalies and achieve early warning, this paper proposes a bearing fault early warning method integrating Schwarz Information Criterion (SIC) change-point detection with relational networks. To address the inadequacy of the traditional 3σ criterion in handling non-normally distributed data, the Schwarz Information Criterion (SIC) is introduced for global change-point detection. Considering the practical scenario of limited bearing samples, a few-shot condition assessment model based on relational networks is constructed. During the model training phase, the SIC criterion is first employed to perform change-point analysis on historical bearing data, based on which support sets and query sets are established; the relational network subsequently learns the nonlinear discrepancy metric among feature embeddings of samples in different states. In the online monitoring phase, real-time bearing operational data are collected, and their feature relational scores with respect to healthy samples are computed as health indicators. Furthermore, dynamic detection thresholds are determined by incorporating k-means clustering to enable real-time state discrimination and early warning of bearing operation. Compared with conventional fault prognosis methods, the proposed approach maintains satisfactory early fault identification capability under few-shot conditions, offering a novel technical pathway for bearing condition monitoring and fault prognosis.

Keywords

Bearing, Schwarz Information Criterion, Relation Network, K-Means Clustering, Fault Early Warning

Copyright © 2026 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

滚动轴承作为旋转机械设备的核心零部件，其运行可靠性直接关系到整机系统的安全与经济效益。然而，轴承长期运行及工况突变易诱发持续振动，造成部件疲劳、效率下降，严重时可能导致结构损伤或停机事故。因此，建立面向复杂工况的振动预警与状态监测机制对保障轴承安全稳定运行具有重要意义[1]。与此同时，轴承运行呈现变转速、变负荷、强非平稳等特点，且故障样本与全寿命数据难以完美获取，使得预警模型在工程应用中面临“小样本、分布漂移与泛化能力不足”等挑战。

现有振动监测方法中，传统方案多依赖振动幅值、能量等时域统计特征的阈值判别，具有实现简便、可解释性强等优点，但在非平稳工况下对阈值敏感、易受噪声与工况变化干扰，误报率较高，难以准确捕捉早期故障征兆。为提升状态识别精度，研究者引入机器学习方法，通过特征构建与分类/检测模型实现故障识别。例如，林桐等[2]提出基于多特征融合的超球优化 SVDD 故障检测方法，通过对时域、频域特征进行融合与空间分布优化构建紧致超球模型，实现对早期故障的灵敏检测。但该类方法通常仍依赖专家经验进行特征提取，跨工况与跨设备的泛化能力受到限制。

深度学习的发展进一步推动了故障诊断技术的进步。Hinton 等[3]的工作促进了深度神经网络在轴承健康状态检测中的应用；金晓航等[4]构建基于 LSTM 与多层 SOM 的层次化混合网络模型以融合部件信息实现整机状态监测；李建宇等[5]提出 Inception-V4 改进的 Faster R-CNN 模型提升涡流热成像缺陷识别精度与速度；Chen 等[6]提出基于注意力机制的编码器-解码器模型从原始频谱无监督生成健康指标并预测

轴承寿命；胡明涛等[7]结合注意力机制与贝叶斯优化改进神经网络以提升轴承故障诊断准确率。总体而言，深度学习能够自动学习特征并在特定数据集上取得优异性能，但其效果往往高度依赖大量带标签数据或全寿命周期数据，在实际工业场景中易受数据稀缺与工况分布漂移影响，从而表现出鲁棒性与泛化性不足。

针对小样本条件下的故障预警需求，元学习方法[8]为模型快速适应新任务提供了新思路。其中，Sung等[9]提出的关系网络作为度量学习类元学习方法，通过学习非线性相似度函数实现小样本分类与识别。关系网络一般由嵌入模块与关系模块组成，前者用于提取特征，后者用于度量特征间相似性。Wu等[10]利用关系网络实现轴承故障诊断并展现小样本优势；赵志宏等[11]通过关系网络学习轴承运行初期与全寿命数据间相似性，构建健康指标用于寿命预测；郭敏等[12]提出坐标注意力关系网络，通过嵌入坐标信息增强特征表达，提升小样本轴承故障诊断性能。尽管关系网络具备小样本快速适配优势，但面向工程预警仍需进一步解决：健康/退化样本的客观划分、在线健康指标构建以及阈值在复杂分布下的适配问题。

健康状态界定是预警体系构建的基础。常用 3σ 方法简洁直观，但其有效性高度依赖数据正态分布假设；对于轴承运行中产生的复杂非正态数据，可能出现误报警并影响维护决策。西沃兹信息准则为状态变点识别提供了新思路：该方法通过全局优化定位状态变点，对数据分布不敏感，有助于提升健康边界界定的准确性。例如，李军星等[13]提出基于西沃兹信息准则与 EM-IKF 协同的预测方法，通过 SIC 识别初始退化点并利用 EM-IKF 更新参数，实现轴承剩余寿命的自适应在线预测，验证了 SIC 用于退化起点识别的有效性。

基于上述分析，本文提出一种基于 SIC 变点识别与关系网络的轴承故障预警方法。针对现有关系网络方法缺乏客观状态边界界定手段的问题，引入 SIC 准则对历史轴承数据进行全局变点检测，据此科学划分健康与退化样本，构建支持集与查询集，为小样本学习提供高质量的数据基础；针对传统特征提取依赖人工经验的问题，在关系网络嵌入模块中融合 SE 通道注意力与空间注意力机制，实现振动信号多尺度特征的自动提取与自适应加权；针对固定阈值难以适应非平稳工况的问题，结合 k 均值聚类方法设定动态检测阈值，实时计算待测样本与健康样本的关系得分作为健康指标，从而实现轴承状态的在线监测与故障预警。实验结果表明，所提方法在小样本条件下具备良好的早期故障识别能力，为轴承状态监测与故障预警提供了新的技术途径。

2. 基础理论知识

2.1. 西沃兹信息准则(SIC)

西沃兹信息准则(Nosek, 2010)定义为：

$$\text{SIC} = -2\ln L(\theta) + p \ln n \quad (1)$$

其中 $L(\theta)$ 是模型的极大似然函数， p 是模型中的参数个数， n 为样本容量。确定变点的方法如下：

原假设 H_0 ：各参数值相等，表示模型中不存在变点。

备择假设 H_1 ：存在一个变点 τ ，在 τ 之前一个阶段为 $X_1(t; \lambda_1; \sigma_1^2)$ ，在 τ 之后阶段为 $X_2(t; \lambda_2; \sigma_2^2)$ 。

选择接受 H_0 或者 H_1 取决于最小信息标准的原则，即当 $\text{SIC}(n) \leq \min_{2 \leq k \leq n-2} \text{SIC}(k)$ 时，则接受 H_0 ，如果存在某一个 $k (2 \leq k \leq n-2)$ ，使得 $\text{SIC}(n) > \text{SIC}(k)$ 时，则接受 H_1 ，并且用估计变点 k 的位置，使得：

$$\text{SIC}(n) = \min_{2 \leq k \leq n-2} \text{SIC}(k) \quad (2)$$

2.2. 关系网络

关系网络最初应用于图像分类任务，常被用来解决小样本下的分类问题[14]。关系网络的结构如图 1

所示, 由嵌入模块和关系模块组成, 是一种端到端的结构。嵌入模块用来提取输入样本的特征; 关系模块用来度量两个特征之间的相似性, 得到关系得分。

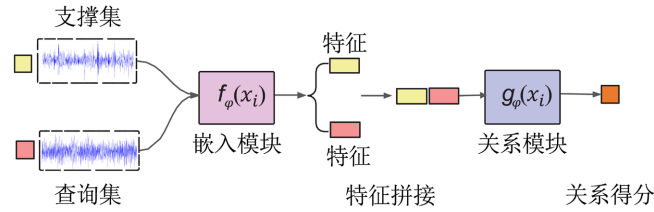


Figure 1. Relation network structure
图 1. 关系网络结构

在关系网络中, 首先将支撑集样本 x_i 与查询集样本 x_j 输入到嵌入模块 $f_\phi(\cdot)$, 得到样本 x_i 和 x_j 的特征向量:

$$F^i = f_\phi(x_i) \quad (3)$$

$$F^j = f_\phi(x_j) \quad (4)$$

式中, F^i 和 F^j 分别为输入样本 x_i 和 x_j 的特征向量; $f_\phi(\cdot)$ 为嵌入模块, 用来提取输入样本 x_i 和 x_j 的特征, 其中 ϕ 为相应的参数。

然后通过拼接运算符 Z 将 F^i 和 F^j 耦合在一起, 计算公式为:

$$F_{con}^{ij} = Z(F^i, F^j) = Z(f_\phi(x_i), f_\phi(x_j)) \quad (5)$$

式中, F_{con}^{ij} 表示耦合后的特征向量。

最后将耦合后的特征向量 F_{con}^{ij} 输入到关系模块中 $g_\phi(\cdot)$ 中, 生成关系得分 r_{ij} :

$$r_{ij} = g_\phi(F_{con}^{ij}) = g_\phi(Z(f_\phi(x_i), f_\phi(x_j))) \quad (6)$$

式中, r_{ij} 表示样本 x_i 与 x_j 之间的距离, 即预测关系得分; $g_\phi(\cdot)$ 为关系模块, 用来度量特征向量 F^i 和 F^j 之间的非线性距离, 从而获取关系得分, 其中 ϕ 为相应的参数。

损失函数采用均方误差(MSE), 计算公式为:

$$L_{loss} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (r_{ij} - r_{ij}^{real})^2 \quad (7)$$

式中, m 表示样本 x_i 的数量; n 表示样本 x_j 的数量; r_{ij}^{real} 表示样本 x_i 和 x_j 之间的真实关系得分。当 x_i 和 x_j 为同一类别时, r_{ij}^{real} 为 1, 否则为 0。

3. RN 网络轴承故障预警模型

3.1. 关系网络的构建

嵌入模块部分采用四个卷积块, 每个卷积块分别包含一个 64 filter 的 3×3 卷积、一个批标准化和一个 ReLU 非线性层。前两个块还包含一个 2×2 的最大池化层, 后两个块不包含最大池化层。关系模块由 2 个卷积块和 2 个全连接层组成。每个卷积块包含 64 个 3×3 卷积滤波器, 接着执行批量归一化、ReLU 激活和 2×2 的最大池化操作, 最终输出关系分数。

本研究所使用的数据类型为一维的振动数据, 与图像有所区别。由于振动信号的复杂特性, 为了准

确提取到特征, 本文将 Conv2D 替换为更适用于一维信号的 Conv1D, 并且在嵌入模块引入 SE 通道注意力模块(Squeeze-and-Excitation Attention, SE)和空间注意力模块(Spatial Attention, SA), 以下是其具体原理:

3.1.1. 挤压 - 激励通道注意力

SE (Squeeze-and-Excitation)通道注意力机制由 Hu 等人于 2019 年提出, 其核心结构包括压缩(Squeeze)、激励(Excitation)和重标定(Scale)三个关键步骤。首先使用通道的全局平均池化, 将包含全局信息的 $W \times H \times C$ 的特征图直接压缩成一个 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量 Z :

$$Z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (8)$$

然后把 C 个通道压缩成了 C/r 个通道来降低计算量, 再通过一个 RELU 非线性激活层, 第二个全连接层将通道数恢复回为 C 个通道, 再通过 Sigmoid 激活得到权重 s :

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (9)$$

最后将前面得到的注意力权重加权到每个通道的特征上:

$$\tilde{x}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c u_c \quad (10)$$

挤压 - 激励通道注意力原理图如图 2 所示:

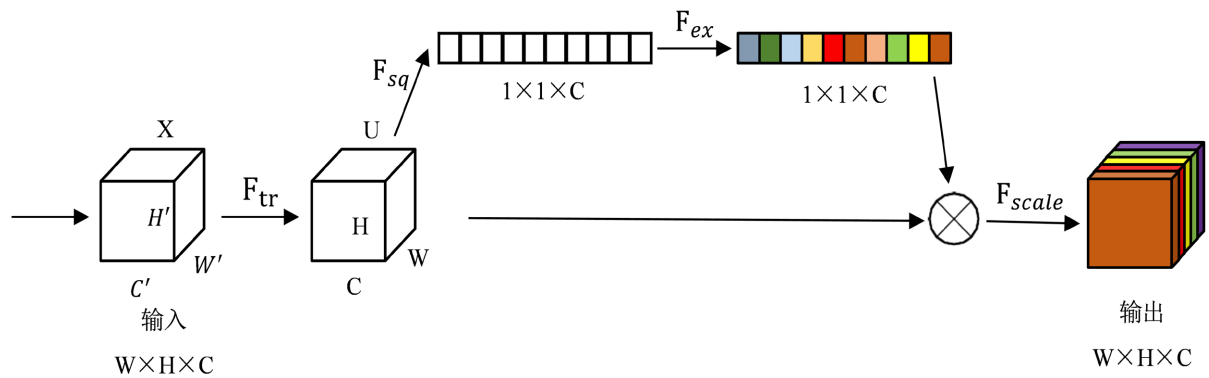


Figure 2. Principle diagram of squeezing-excitation channel attention

图 2. 挤压 - 激励通道注意力原理图

3.1.2. 空间注意力

空间注意力机制由 Zhu 等人于 2019 年提出, 其核心步骤分为两步: 通道信息压缩和空间权重生成。首先对输入特征图 $X \in R^{H \times W \times C}$ 分别沿通道维度进行最大池化和平均池化:

$$F_{avg}^s \in R^{1 \times H \times W} \quad (11)$$

$$F_{max}^s \in R^{1 \times H \times W} \quad (12)$$

然后将两者的结果拼接起来, 使用一个标准的卷积层后接 Sigmoid 激活函数, 最后通过 Sigmoid 激活函数, 得到空间注意力权重矩阵 M_s :

$$M_s(F) = \sigma\left(f^{7 \times 7}\left[F_{avg}^s, F_{max}^s\right]\right) \quad (13)$$

整体模型结构如图 3 所示:

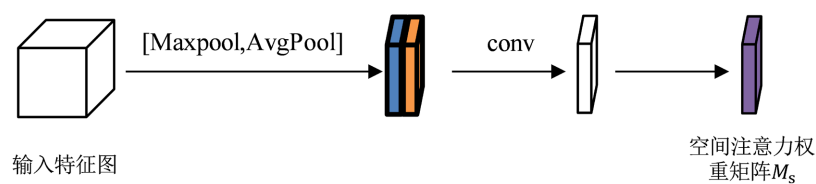


Figure 3. Spatial attention structure diagram
图 3. 空间注意力结构图

3.2. 故障预警流程

本文提出基于关系网络的水轮机组故障预警方法，该方法能够在仅利用少量已有不同工况轴承数据的情况下，通过学习健康与故障状态样本之间的非线性距离，对未知运行状态样本进行健康评估，并获得良好的检测结果。基于关系网络的轴承健康状态检测流程如图 4 所示，具体步骤如下：

- 步骤 1：首先用 SIC 准则对所有轴承中振动数据进行变点识别，将数据划分为健康样本与故障样本。
- 步骤 2：从健康数据中随机抽取少量样本作为健康支持集，从故障数据中随机抽取相同数量的样本作为故障支持集。查询集则从合并的健康和故障数据中随机抽取。每个训练样本对由支持集样本和查询集样本组成，并通过标签标注其相似性：若查询样本与支持样本属于同一类别，标签为 1；否则为 0。
- 步骤 3：构建关系网络模型，包括嵌入模块、关系模块，用训练样本对训练模型。
- 步骤 4：在线检测阶段，选取健康样本的聚类中心作为支持样本，实时获取的轴承振动数据作为查询样本，将其输入训练好的关系网络模型中，计算支持样本与查询样本的关系得分，即健康指标。健康指标取值在[0, 1]之间，越接近 1，轴承运行状态越健康，反之，则越接近失效状态。
- 步骤 5：最后采用动态阈值检测，利用 k 均值聚类法来判断轴承状态，是否需要预警。

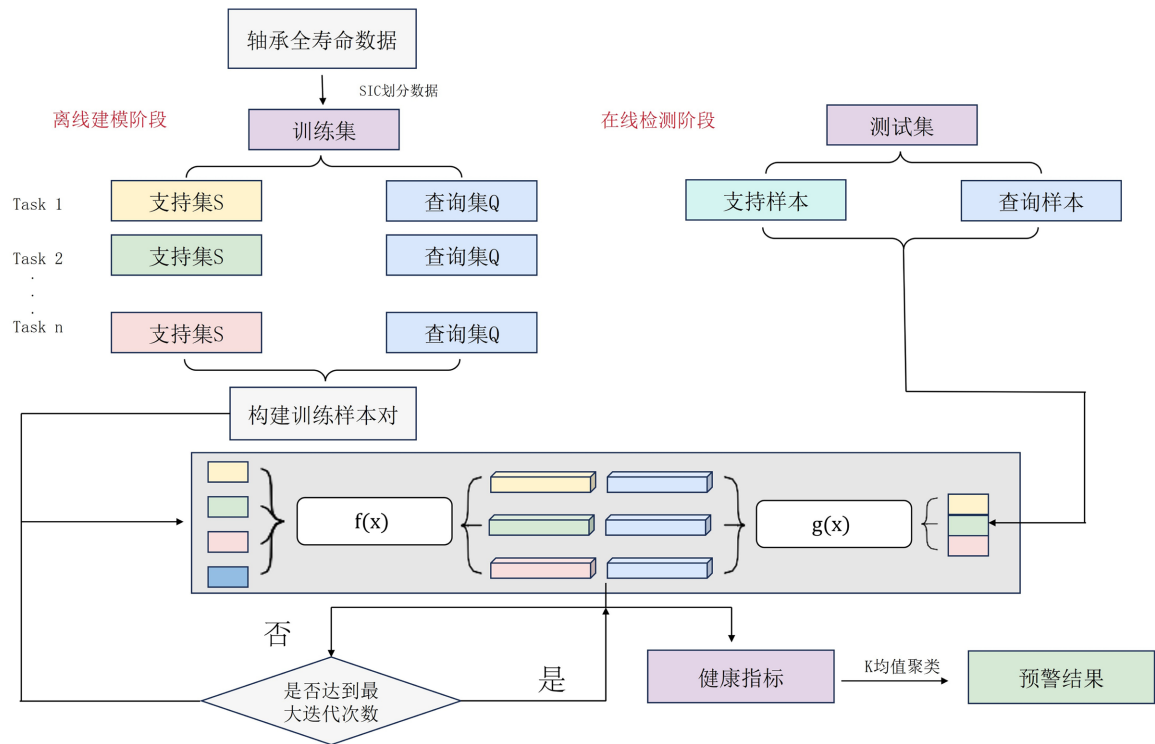


Figure 4. Long term vibration warning process diagram for hydroelectric units
图 4. 水电机组振动长期预警流程图

4. 案例分析

4.1. 试验数据集

本文选取 IEEE PHM 2012 Prognostic Challenge 数据集[15]进行实验验证。该数据集由 FEMTO-ST 研究所提供的 PRONOSTIA 实验平台采集而成。实验台如图 5 所示，该平台专为轴承加速退化实验设计，可在数小时内完成轴承从正常状态到完全失效的全寿命测试。数据集如表 1 所示，共包含三种不同工况，具体参数如表 2 所示。振动信号通过两个微型加速度传感器采集，分别布置在水平和垂直方向，采样频率为 25.6 kHz，每 10 秒采集一次，每次持续 0.1 秒。由于水平方向振动信号受到径向载荷的直接影响，能够更敏感地反映轴承退化过程中的状态变化，因此本文选择水平方向振动信号作为主要分析对象。

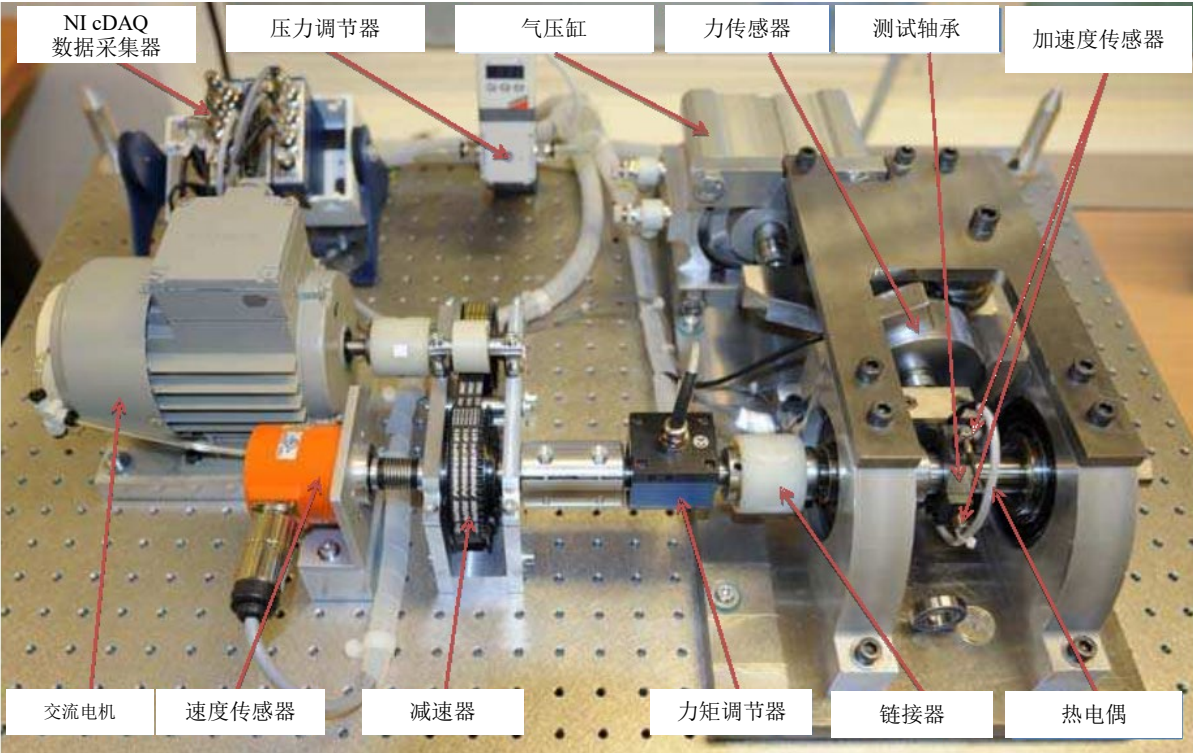


Figure 5. PRONOSTIA test bench
图 5. PRONOSTIA 实验台

Table 1. PHM2012 bearing dataset
表 1. PHM2012 轴承数据集

工况	工况 1	工况 2	工况 3
测试集	轴承 1_1	轴承 2_3	轴承 3_3
	轴承 1_4	轴承 2_4	
	轴承 1_5	轴承 2_5	
	轴承 1_6	轴承 2_6	
		轴承 2_7	
实验集	轴承 1_2	轴承 2_1	轴承 3_1
	轴承 1_3	轴承 2_2	轴承 3_2

Table 2. Operating conditions
表 2. 工况参数

工况编号	1	2	3
转速/(r/min)	1800	1650	1500
径向力/N	4000	4200	5000

4.2. 变点识别实验结果与分析

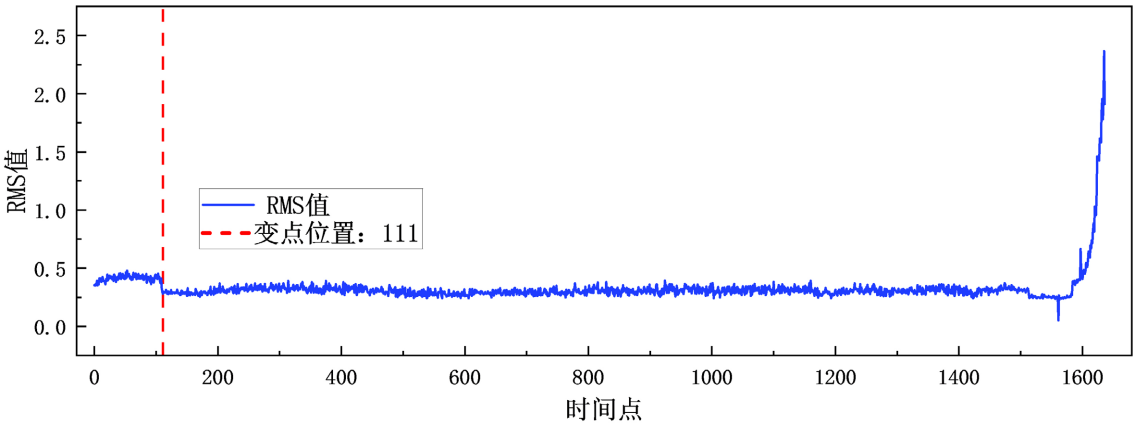
为验证 SIC 变点识别方法在轴承故障预警中的有效性，本文选取轴承 1_2、1_3、2_1、2_2、3_1、3_2 的振动信号作为分析对象，计算其均方根(RMS) [16]，对比了传统 3 σ 方法与 SIC 变点识别方法在退化点识别中的性能。变点位置如表 3 所示。

Table 3. Change points locations
表 3. 变点位置

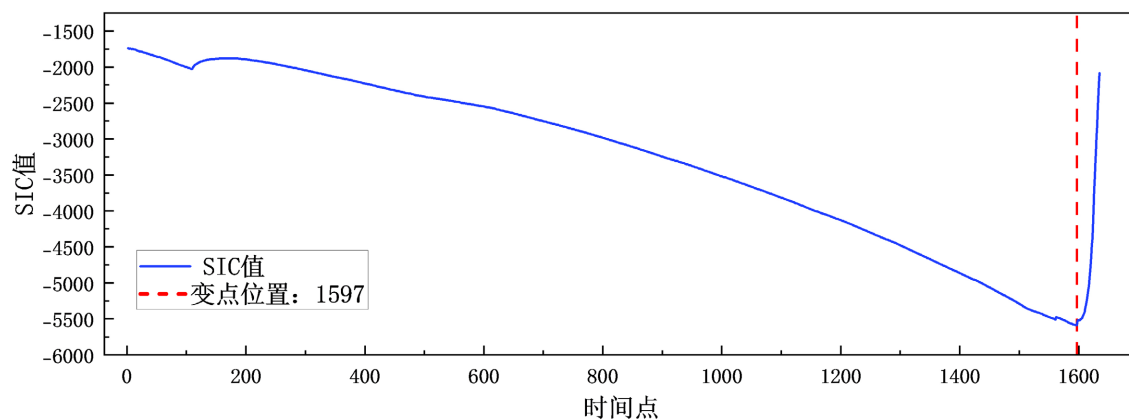
变点位置	轴承 1_2	轴承 1_3	轴承 2_1	轴承 2_2	轴承 3_1	轴承 3_2
3 σ	828	1336	884	245	495	111
SIC	826	1334	875	236	490	1597

实验结果表明，在多数如 1_2、1_3、2_1、2_2、3_1 的轴承中，两种方法识别的变点位置基本一致，表明二者在多数退化模式下均具备可靠性。然而，在部分如 3_2 的轴承中，两种方法的判断结果存在显著差异。为对比两种方法的可靠性差异，本研究选取轴承 3_2 作为突然失效型故障的典型代表，轴承 2_2 作为缓慢退化型故障的典型代表，两种方法的判断结果对比见图 6。

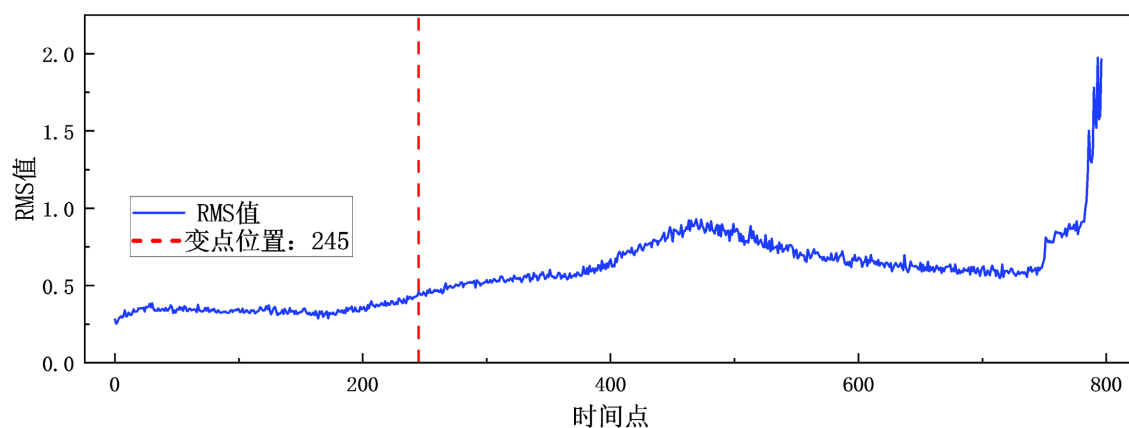
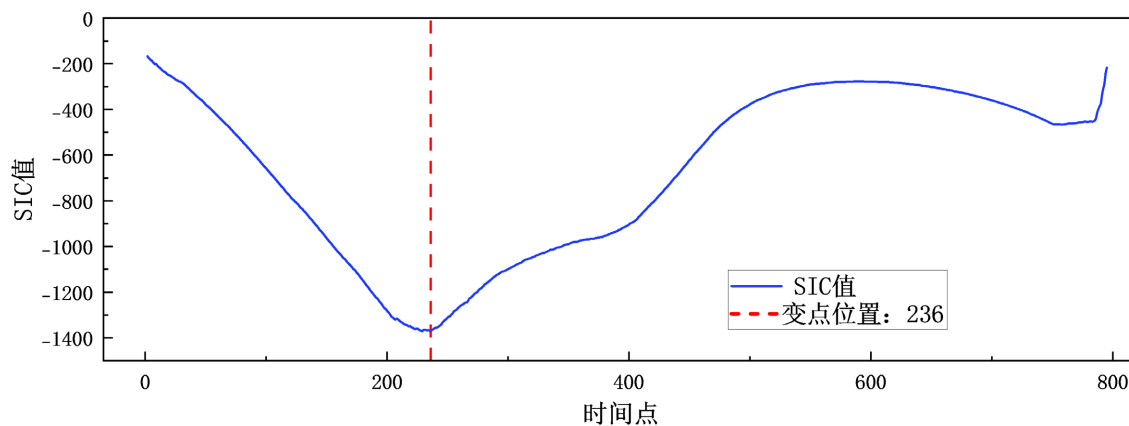
从图中可以看出，轴承 3_2 的退化趋势表现为突然失效型，其 RMS 值在短时间内急剧增大。在此案例中，传统 3 σ 方法因其对瞬时波动高度敏感，在第 111 个时间点因 RMS 的局部波动触发预警，将其判断为故障点。然而观察后续信号可知，该轴承在此之后仍保持稳定运行，表明 3 σ 方法的此次判断为误报。相比之下，SIC 准则基于对 RMS 序列的全局趋势分析，将变点判定于第 1597 个时间点附近，此后振动 RMS 值呈现持续且显著的上升趋势，更符合该轴承的实际失效过程。这一结果进一步体现出 SIC 准则在抑制局部波动干扰、提升变点识别准确性的优势。



(a) 轴承 3_2 采用 3 σ 方法



(b) 轴承 3_2 采用 SIC 方法

(c) 轴承 2_2 采用 3σ 方法

(d) 轴承 2_2 采用 SIC 方法

Figure 6. Comparison between SIC and 3σ Methods**图 6.** SIC 与 3σ 方法对比图

轴承 2_2 的退化趋势前期表现为缓慢退化型, 尽管两种方法判定的变点位置均在 236 时间点附近, 但其振动数据的分布特性分析表明其不符合正态分布假设。在此情况下, 基于正态假设的传统 3σ 方法的统计基础受限, 其结论的说服力较弱。而 SIC 准则通过全局序列分析, 削弱了对数据特定分布形式的依赖, 因此在处理此类非正态分布数据时, 仍能提供更为稳健的变点判断依据。

综上, SIC 变点识别方法在处理轴承振动信号的退化起点识别问题时, 相较于传统 3σ 方法, 表现出更强的抗局部干扰能力和全局趋势判断一致性。

4.3. 轴承健康状态检测实验与分析

为保证实验可复现性, 模型训练关键超参数如下: 嵌入模块中 Block 1 采用卷积核尺寸为 10 的一维卷积, 经最大池化后接入压缩比为 16 的 SE 通道注意力模块; Block 2 采用卷积核尺寸为 7、5、3 的多尺度卷积进行特征融合, 并经残差连接与最大池化; 随后堆叠 4 个残差块, 每个残差块同样采用 3、5、7 的多尺度卷积结构; 最后引入空间注意力模块(卷积核尺寸为 7)强化关键位置特征。关系模块由两层卷积核尺寸为 3 的 Conv1D、展平层及两个全连接层(隐藏单元数为 8, 输出维度为 1)组成。训练采用 Adam 优化器, 学习率为 0.001, 衰减系数为 0.005, 损失函数为均方误差(MSE), 批次大小依据 Keras 默认为 32, 验证集占比 10%, 并设置 Early Stopping (耐心值为 10 轮)防止过拟合。

为验证关系网络在水电机组长期振动预警中的有效性, 本文对轴承 2_2 进行健康状态检测。

为进一步验证本文方法的优势, 选取传统时域指标 RMS、孤立森林算法[17]、灰色关联分析[18]以及 BP 神经网络[19]作为对比方法, 共同构建轴承健康指标并评估其退化监测性能。

RMS 作为基础时域特征, 能够有效表征振动信号的整体能量水平; 孤立森林算法通过异常检测机制识别早期微弱故障; 灰色关联分析则融合 RMS、峰值因子[20]及峭度[21]三类指标, 构建综合健康指数以克服单一指标的局限性; 同时采用 BP 神经网络以无监督方式学习特征表示并生成健康指标。为了方便观察, 对 RMS 数据作了线性反转处理, 实验结果如图 7 所示。

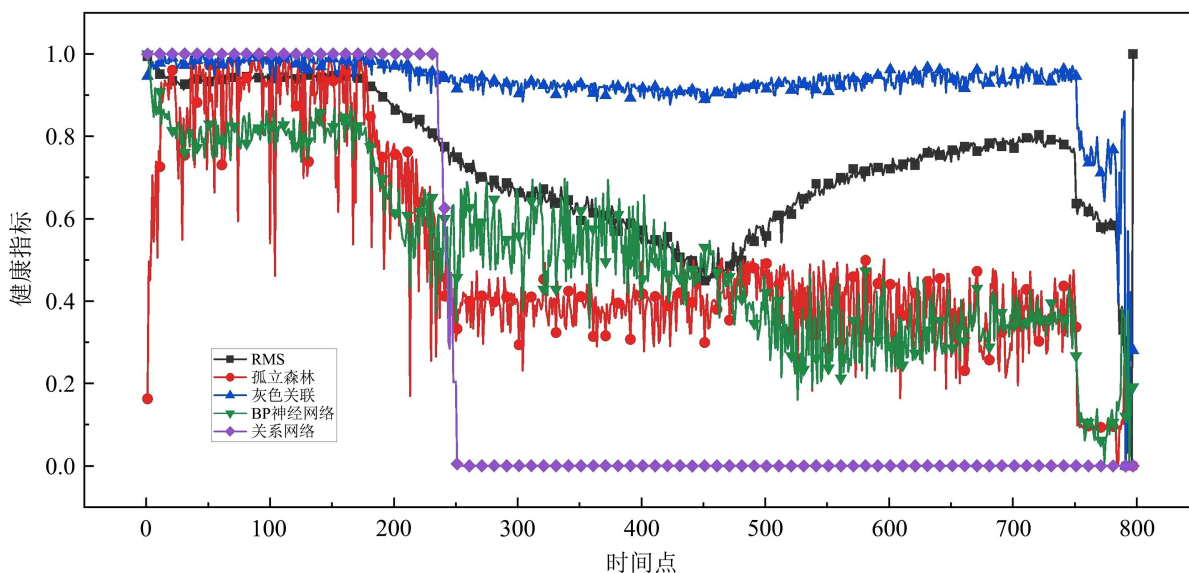


Figure 7. Health status detection results

图 7. 健康状态检测结果

由图可知, RMS 健康指标在时间点 200~400 区间内缓慢下降, 而后出现回升, 在时间点 800 附近处出现大幅下降, 其虽对晚期显著故障具有强敏感性, 但对早期缓变型故障的敏感性严重不足, 并且健康指标回升环节说明其趋势性不佳; 灰色关联在时间点 200 处出现微弱下降趋势, 而后健康指标未出现回升, 在 800 附近出现大幅下降, 趋势性较 RMS 相比更佳, 但前期变化不明显, 对早期缓变型故障的敏感性仍然不足; BP 神经网络在时间点 200 附近出现较明显下降, 并且趋势性表现良好, 但是在多个时间段

出现明显下降,说明特征学习不充分导致模式识别能力不足,无法准确判断真实预警点;孤立森林趋势性表现良好,下降段也更加集中,但其早期健康指标剧烈波动,说明在健康状态向早期故障过渡时,算法无法稳定识别逐渐变化的异常模式,导致健康指标出现无规律震荡。而关系网络则在时间点 200 附近处出现明显下降,在早期与后期时间段健康指标保持稳定,说明其可敏锐捕捉到早期出现的微弱异常特征,同时具有良好的抗干扰能力,准确反映了轴承故障“一旦发生即不可逆恶化”的物理本质,为设备健康管理提供了更及时有效的预警信号。

4.4. 早期故障预警

采用本文提出的动态阈值早期故障预警框架,对轴承 2_2 的全寿命健康指标进行在线评估。传统故障预警方法采用固定阈值,当故障特征未达阈值时易导致预警滞后。因此采用基于 k 均值聚类的动态阈值策略,对于每个待测数据点,从预先确定的 30 个健康样本中随机选取 5 个样本,与该数据点共同构成 6 维特征向量进行 k 均值聚类($k = 2$)。若聚类结果将该数据点单独归为一类,而 5 个健康样本聚为另一类,则判定当前点为故障点。

通过预实验对健康样本池容量(30/50/100)、随机抽取数(3/5/8)和连续报警次数(2/3/4)进行逐一测试,以漏报率和误报率为评价指标。结果表明,容量 ≥ 30 时性能稳定,抽取 5 时最佳(3 或 8 均产生偏差),报警 3 次可在灵敏性与稳健性间取得最优平衡,故选定当前参数。

为防止因环境噪声、非故障瞬态波动等偶然因素干扰导致状态误判,本文采用以下判定规则:在连续监测过程中,若某一点与随机选取的健康样本经聚类分析后,被划分为不同簇别,且此类情况连续发生不足 3 次,则视为偶然波动,不予报警;若连续三次聚类结果均显示当前检测点自成一簇,而健康样本聚集为另一簇,则认定出现异常状态,并触发预警信号。

为进一步验证本文方法的优势,将本文所提方法与上文所提及的方法进行对比分析,采用准确率(Accuracy, Acc)、精确率(Precision, Pre)、检测率(Recall, Rec)、F1 值(F1)、漏报率(FNR)和误报率(FPR) 6 个指标作为方法的评价指标,前 4 个指标越接近 1,后 2 个指标越接近 0,则表明结果越好。对比结果如表 4 所示。通过对比可得出以下结论:

Table 4. Comparison of fault warning results of different methods on Bearing 2_2
表 4. 不同方法在轴承 2_2 上的故障预警结果对比

预警方法	评价指标(%)					
	Acc	Pre	Rec	F1	FNR	FPR
RMS	98.87	100.00	98.40	99.19	1.60	0.00
孤立森林	99.00	100.00	98.57	99.28	1.43	0.00
灰色关联	99.12	100.00	98.75	99.37	1.25	0.00
BP 神经网络	93.98	92.12	100.00	95.90	0.00	20.34
关系网络	100.00	100.00	100.00	100.00	0.00	0.00

(1) 基于传统单指标的预警方法:精确率和误报率表现优异,对正常样本的判别能力较强,但其漏报率相对较高,对于缓变型故障的表征能力不足,易导致关键预警信号的遗漏。

(2) 基于传统数据驱动模型的预警方法:准确率、F1 值及漏报率均优于单指标方法,但仍未达到理

想预警效果，依赖信号处理技术和专家先验知识，对复杂工况下故障的随机性、耦合性适应性不足，泛化能力受限，难以实现全场景的精准预警。

(3) 基于浅层神经网络的预警方法：漏报率良好，但其精确率、准确率及 F1 值显著低于其他方法，且虚警率极高，对故障特征的学习存在过度泛化问题，易将正常工况波动误判为故障信号，预警结果稳定性差，工程实用性受限。

(4) 基于关系网络的预警方法：在所有评价指标上均达到理想值，相较其他方法表现更加优异。克服了传统方法依赖人工特征的局限性，又避免了浅层网络的泛化能力不足问题，展现出对复杂故障场景的强适应性。

4.5. 真实机组数据测试

为验证所提方法在实际工程场景中的泛化性与可靠性，选取了国内某电站 3 号机组在 2015 年 8 月的故障案例进行实例验证。该机组因流道受损与转轮室中环钢板脱落而引发显著异常振动，选择提取该故障事件发生前后的机组轴向振动数据以开展实验。为模拟小样本应用场景，仅使用该数据集的前 50 个样本对模型进行微调。关系网络、RMS、孤立森林、灰色关联分析及 BP 神经网络的健康状态检测对比结果如图 8 所示。为进行定量对比分析，采用准确率、精确率、检测率、F1 值、漏报率与误报率六项评价指标，对比结果如表 5 所示。该结果证明，该方法在真实机组、小样本条件下仍能有效工作，对早期微弱故障特征具有更高的敏感性，具备良好的工程泛化能力。

需要指出的是，本文方法在该真实案例中的误报率为 0.53%，略高于灰色关联与 BP 神经网络的 0.00%。经回查原始信号，该次误报对应振动数据中一次由水流冲击引起的瞬时尖峰扰动，其时域波形与早期故障瞬态特征具有相似性，模型因对微弱异常高度敏感而将其判别为异常。对比而言，灰色关联和 BP 神经网络虽完全规避了该误报，但其漏报率分别达 2.36%和 5.51%，表明其对真实退化起始时刻的响应存在平滑过度或滞后，容易延误最佳预警时机。在实际工程中，本文设置的连续三次判定机制可有效滤除此类孤立扰动引发的误报，而零漏报特性对于防止轴承突发性失效更具安全价值。因此，0.53%的极低误报率处于可接受范围，并不削弱本方法在实际应用中的有效性与优越性。

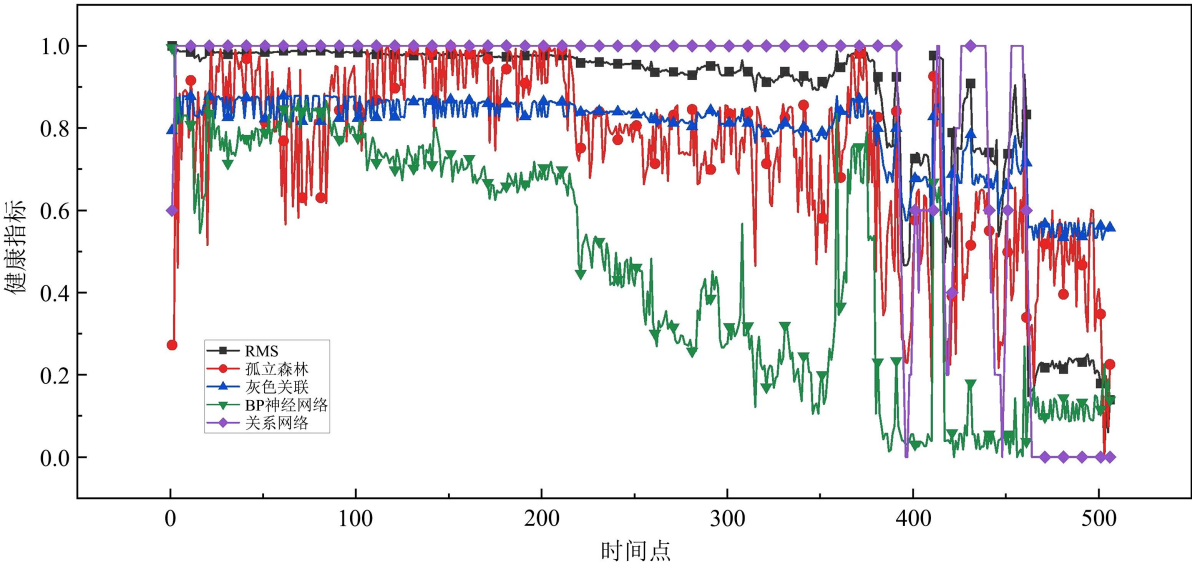


Figure 8. Real-unit health condition detection results
图 8. 真实机组健康状态检测结果

Table 5. Comparison of fault warning results of different methods on real turbine units
表 5. 不同方法在真实机组上的故障预警结果对比

预警方法	评价指标(%)					
	Acc	Pre	Rec	F1	FNR	FPR
RMS	68.58	44.41	100.00	61.50	0.00	41.95
孤立森林	97.04	100.00	88.19	93.72	11.81	0.00
灰色关联	99.41	100.00	97.64	98.80	2.36	0.00
BP 神经网络	98.62	100.00	94.49	97.17	5.51	0.00
关系网络	99.60	98.45	100.00	99.22	0.00	0.53

5. 结论

针对水轮机组故障预警问题,本文提出一种融合 SIC 变点识别与关系网络的故障预警方法,并在 IEEE PHM 2012 数据集上进行了实验验证。主要结论如下:

- (1) 所提方法通过结合 SIC 准则与关系网络,有效解决了传统 3σ 方法对非正态分布数据适应性不足的问题,显著提升了变点识别的准确性与鲁棒性,尤其适用于缓变型与突变型混合的退化场景。
- (2) 关系网络在小样本条件下仍能通过学习健康与故障状态间的非线性距离,构建高敏感度的健康指标。嵌入模块中引入的 SE 通道注意力与空间注意力机制,进一步增强了振动信号特征的提取能力。
- (3) 实验结果表明,相较于 RMS、灰色关联分析、孤立森林及 BP 神经网络,本文方法在轴承 2_2 的测试中综合性能最优,为水电机组早期故障预警提供了可行的技术方案。

基金项目

国家自然科学基金重点项目(52339006)。

参考文献

- [1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
- [2] 林桐,陈果,滕春禹,等. 基于超球优化支持向量数据描述的滚动轴承故障检测[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 204-210+225.
- [3] Hinton, G.E., Osindero, S. and Teh, Y.W. (2006) A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Computation*, **18**, 1527-1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>
- [4] 金晓航,杨宇辰,喻轩昂. 改进多层自组织映射网络驱动的风电机组状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 231-241.
- [5] 李建宇,程姣姣,朱和明,等. 基于卷积神经网络的涡流热成像检测技术[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2025, 45(6): 653-660.
- [6] Chen, L.T., Xu, G.H., Zhang, S.C., et al. (2020) Health Indicator Construction of Machinery Based on End-to-End Trainable Convolution Recurrent Neural Networks. *Journal of Manufacturing Systems*, **54**, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.008>
- [7] 胡明涛,王风涛,钱居楠,等. 基于注意力机制及贝叶斯优化算法的圆锥滚子轴承故障状态监测[J]. 重庆科技大学学报(自然科学版), 2025, 27(4): 88-98.
- [8] He, Y., Luo, Y., Qian, Y. and Zhang, Y. (2025) Publisher Correction: A Physics-Inspired-Data-Driven Model of eVTOL in-Ground-Effect Thrust Based on Meta-Learning and BEMT. *Propulsion and Energy*, **1**, Article No. 18. <https://doi.org/10.1007/s44270-025-00025-7>
- [9] Sung, F., Yang, Y., Zhang, L., Xiang, T., Torr, P.H.S. and Hospedales, T.M. (2018) Learning to Compare: Relation

- Network for Few-Shot Learning. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, 18-23 June 2018, 1199-1208. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00131>
- [10] Wu, J.Y., Zhao, Z.B., Sun, C., *et al.* (2020) Few-Shot Transfer Learning for Intelligent Fault Diagnosis of Machine. *Measurement*, **166**, Article 108202. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108202>
- [11] 赵志宏, 李乐豪, 杨绍普, 等. 一种无监督的轴承健康指标及早期故障检测方法[J]. 中国机械工程, 2022, 33(10): 1234-1243.
- [12] 郭敏, 陈鹏, 周超, 等. 基于坐标注意力关系网络的小样本轴承故障诊断[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2024, 61(4): 338-346.
- [13] 李军星, 朱文进, 邱明, 等. 基于 EM-IKF 协同算法的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 航空动力学报, 2025, 40(2): 258-265.
- [14] 郭礼华, 王广飞. 基于任务感知关系网络的少样本图像分类[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(3): 977-985.
- [15] Nectoux, P., Gouriveau, R., Medjaher, K., *et al.* (2012) PRONOSTIA: An Experimental Platform for Bearings Accelerated Degradation Tests. 2012 *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management*, Denver, 18-21 June 2012, 1-8.
- [16] 王贡献, 张腾, 胡志辉, 等. 基于 RMS 子线区间拟合法的轴承剩余寿命预测[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(6): 165-171.
- [17] Shahrestani, S., Conoscenti, C. and Carranza, E.J.M. (2025) Assessment of LUNAR, iForest, LOF, and LSCP Methodologies in Delineating Geochemical Anomalies for Mineral Exploration. *Journal of Geochemical Exploration*, **273**, Article 107737. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2025.107737>
- [18] Hu, B., Zhang, Y. and Jing, F. (2025) Fault Diagnosis of Hot Rolling Equipment under Uncertain Conditions Based on Cloud Rough Model, Game Theory, and Improved GRA-TOPSIS. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, **18**, Article No. 199. <https://doi.org/10.1007/s44196-025-00945-x>
- [19] Lin, J. and Mi, C. (2020) Automatic Fault Diagnosis of Smart Water Meter Based on BP Neural Network. In: *Communications in Computer and Information Science*, Springer, 409-422. https://doi.org/10.1007/978-981-15-7984-4_30
- [20] 张硕, 胡雷, 徐元栋. 基于多层窄带局部峰值因子的变桨轴承故障特征提取[J]. 轴承, 2024(9): 108-115.
- [21] 濮希刚, 江国和, 吴刚, 等. 基于自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断[J]. 船舶工程, 2024, 46(S1): 460-465+473.