

文章编号: 1007-7294(2025)01-0110-13

基于对抗自编码器和自适应阈值的滚动轴承故障预警方法

李涛^{1,2}, 田宏业^{1,2}, 陶沙^{1,2}, 刘朋^{1,2}

(1. 中国船舶科学研究中心 船舶振动噪声重点实验室, 江苏 无锡 214082;

2. 深海技术科学太湖实验室, 江苏 无锡 214082)

摘要:针对目前工程实际中故障预警存在敏感特征组合构建困难、完备的故障样本稀缺和预警阈值设定不准确等难题,提出一种基于对抗自编码器(AAE)和自适应阈值的滚动轴承故障预警方法。将预处理后的正常样本频谱数据作为AAE训练数据进行自编码器网络 and 对抗网络训练,并计算自编码器重构误差和保留编码网络;利用编码器逐层提取服从先验分布的低维特征,结合重构误差和相似性度量构建健康指标,并基于贝塔分布进行健康指标概率密度分布拟合以自适应确定阈值;将测试数据经相同步骤处理后与阈值比较,判别异常。利用两类滚动轴承数据集验证所提方法,试验结果表明所提方法具有优异的故障预警性能和自适应性,能够实现早期微弱故障预警。

关键词: 滚动轴承; 故障预警; 对抗自编码; 健康指标; 贝塔分布; 自适应阈值

中图分类号: TP181 TP206+.3 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1007-7294.2025.01.011

Rolling bearing fault warning method based on adversarial autoencoder and adaptive threshold

LI Tao^{1,2}, TIAN Hong-ye^{1,2}, TAO Sha^{1,2}, LIU Peng^{1,2}

(1. National Key Laboratory on Ship Vibration and Noise, China Ship Scientific Research Center, Wuxi 214082, China; 2. Taihu Laboratory of Deepsea Technological Science, Wuxi 214082, China)

Abstract: To cope with the difficulties of fault warning in current engineering practice, such as the challenges of constructing sensitive feature combinations, scarcity of complete fault samples, and inaccurate warning threshold settings, etc., a rolling bearing fault warning method based on Adversarial Autoencoder (AAE) and adaptive threshold was proposed. Firstly, the preprocessed normal sample spectrum data was utilized as AAE training data for autoencoder network and adversarial network training, and the autoencoder reconstruction error was calculated and the coding network was retained; Then, the low-dimensional features obeying the prior distribution was extracted layer by layer using the encoder, and the health indicator was constructed by combining the reconstruction error and similarity measure, and the probability density distribution of the health indicator was fitted based on the beta distribution to determine the threshold adaptively; Finally, the test data was processed by the same steps and compared with the threshold to discriminate abnormalities. The proposed method was verified by using two types of rolling bearing datasets, and the experimental results show that the proposed method has excellent fault warning performance and adaptability, and can realize early warning of weak fault.

收稿日期: 2024-07-14

基金项目: 装备预研国防声隐身重点实验室基金项目(6142204220703)

作者简介: 李涛(1994-),男,硕士,工程师,通讯作者,E-mail: 821086673@qq.com。

Key words: rolling bearing; fault warning; adversarial autoencoder; health indicator; beta distribution; adaptive threshold

0 引 言

轴承作为航空发动机、燃气轮机等各种大型旋转机械设备重要的转子支撑与高速旋转部件,其健康状态对于轴系运转的流畅性及转子系统的寿命都有着重要的影响。由于轴承运行工况复杂多变,且长期运行在高强度、大载荷等恶劣环境下,诸多因素使得轴承出现异常的概率呈增加趋势,极易导致故障发生。因而,如何建立精准且实用的智能预警方法,是轴承健康管理(Health Management, HM)的基础与重点,对于保障轴承安全可靠运行具有重要意义。

近年来,国内外学者围绕机械设备故障预警问题开展了丰富的理论和应用研究。早期机械设备的状态监测系统采用简单的单特征值门限报警法,通过将实时提取的特征参数与预先设置的固定预警阈值进行比较,辨别异常现象,该方法未能考虑外界干扰和不同的故障其敏感特征也不同等因素,误报警率高,且难以检测出早期故障。随着研究的深入,一些专家学者开始利用信号处理技术进行时域、频域和时频域等多域特征提取,实现机械设备异常信息表征。文献[1]中设计了一种大型机泵的状态监测与故障诊断系统,基于振动信号提取时域统计特征量等作为监测参数,监控系统的运行状态,并基于拉伊达准则确定阈值,超出阈值即可认为进入异常状态。同时,一些研究还采用机器学习方法实现故障检测,王斐等^[2]基于变分模态分解,提取滚动轴承的综合特征指标,并以正常状态下的综合特征指标作为训练样本,构建支持向量域描述(Support Vector Domain Description, SVDD)评估模型,可准确检测到早期微弱故障的发生。上述方法中,特征提取通常用于解决特定的检测问题,通用性差,且过于依赖工程技术人员的先验知识和各种先进信号处理技术^[3]。随着机械领域步入“大数据”时代,上述方法同样难以满足分析海量监测数据的需求。因此,如何从海量监测数据中对敏感特征进行深度挖掘和提取,是故障预警实现过程中最为关键的问题之一。

深度学习以其强大的特征学习和逼近复杂函数的能力为海量数据故障预警提供了一种解决思路,随着计算能力的提升和传感技术的发展,计算能力和数据这两大制约深度学习发展的障碍被破除,基于深度学习的故障预警方法研究逐步成为学术界和工业界关注的热点^[4-5]。文献[6]将轴承异常检测视为二分类任务,通过添加分类层进行有监督的训练,构建基于数据驱动的轴承异常检测模型。然而在工程实际中,由于机械故障往往表现出不确定性、随机性和复杂性等特性,难以获得完备、均衡的故障数据样本或故障样本不纯净,有监督的深度学习模型难以适用。相比而言,自编码器作为最具代表性的深度故障预警方法,是一种无监督学习模型,只需基于容易获取的正常数据样本进行训练,就能反映轴承退化的不同阶段,可用来描述轴承的非线性退化过程,工程实际应用价值高。它将重构输入数据作为训练目标,忽略数据中存在的噪声,对内在规律进行表征学习,而稀疏自编码(Sparse Auto-encoder, SAE)等一系列变种更可提高其抗干扰能力,提取到更具鲁棒性和普适性的特征表达。一些专家学者开始利用自编码器开展相关研究^[7-9],马波等^[10]提出一种基于降噪自编码器(Denoising Auto-encoder, DAE)的特征自学习方法,实现轴承故障的提前预警;赵志宏等^[11]利用深度可分离卷积自编码器提取轴承特征,计算特征 Bray-Curtis 距离构建健康指标(Health Indicator, HI),再根据指标趋势获取异常阈值,从而准确判断早期故障的发生。但上述方法受限于自编码器对于正常数据的编码能力,对于部分数据依然难以实现理想的重构,同时,阈值设定多采用拉伊达准则,该类基于统计学的方法通常假定数据概率分布服从高斯分布,但这一假设并不总是满足,盲目使用会导致阈值设定不准确,进而影响故障预警的有效性。

基于上述情形,本文提出一种基于AAE和自适应阈值的滚动轴承故障预警方法,该方法仅需使用正常数据作为训练数据,可规避故障样本的完备性这一难题,AAE由于引入了生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的对抗性损失训练,可提升自编码器的编码和解码能力,构建更敏感的

健康指标;基于贝塔分布对健康指标进行概率密度分布拟合以自适应确定预警阈值,不需要分布的先验知识或对数据分布进行假定。利用两类滚动轴承数据集验证所提方法,试验结果表明所提方法具有优异的故障预警性能和自适应性,能够实现早期微弱故障预警。

1 理论背景

1.1 贝塔分布

在概率论中,贝塔分布也称B分布,是指一组定义在 $[0, 1]$ 区间的连续型概率分布。如果随机变量 y 的概率密度函数为

$$\begin{cases} f(y; \gamma, \eta) = \frac{1}{B(\gamma, \eta)} y^{\gamma-1} (1-y)^{\eta-1} \\ 0 \leq y \leq 1, \gamma > 0, \eta > 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, γ 和 η 为形状参数, $B(\gamma, \eta)$ 为归一化系数,

$$B(\gamma, \eta) = \int_0^1 y^{\gamma-1} (1-y)^{\eta-1} dy \quad (2)$$

此时,称随机变量 y 服从参数为 γ 和 η 的Beta分布,可表示为 $y \sim \text{Beta}(\gamma, \eta)$ 。贝塔分布密度函数的形状可由 γ 和 η 来控制,可通过调整多参数逼近任意分布形式,其形状从均匀分布到近似高斯分布,从对称到不对称,而且分布在一个有限的范围内^[12]。

1.2 对抗自编码器

2015年,Makhzami等^[13]通过将自编码器网络与GAN网络引入的对抗性损失训练相融合提出了对抗自编码。如图1所示,AAE模型由两个部分组成:自编码器和鉴别器。编码器通过学习训练样本的数据分布模式提取低维特征向量,分别作为解码器和鉴别器的输入;解码器将特征向量解码重构为原始输入计算出重构损失,并对编码器和解码器参数进行更新;鉴别器利用编码器编码的特征向量和从先验分布中采样的特征向量计算出鉴别损失,来更新鉴别器和编码器参数,编码器作为生成器,其目的是生成服从先验分布的伪样本,最大程度地混淆鉴别器 D ,鉴别器的目标是不断提高鉴别能力,判别伪样本与真实样本的相似度。通过对抗学习机制,编码器的样本生成能力和鉴别器的识别能力都在不断提升,当训练完成后,鉴别器将难以判别样本是真实样本还是伪样本,最终达到纳什均衡。

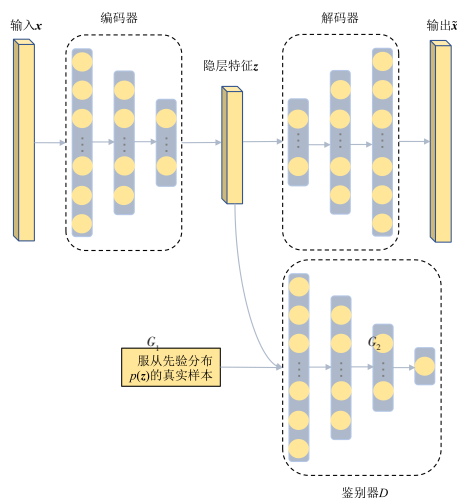


图1 AAE结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of AAE structure

(1) 自编码器网络训练

自编码器这个概念最早来自Rumelhart,2006年Hinton^[14]提出贪婪逐层预训练方法,对整个网络进行参数调优,得以训练深度自编码器,实现深度学习在理论上的巨大突破。结构原理如图1所示,由输入层、隐藏层和输出层组成,且结构对称,即输入层与输出层相同,输入层数据经过编码器编码得到隐层表达,再通过解码器进行解码重构为真实的原始输入,通过不断训练从而减少输入输出之间的损失以获得最佳的隐层输出,即低维抽象特征。

首先,编码器函数 G_1 对原始数据集 $\{\mathbf{x}_m\}_{m=1}^M$ 进行编码,编码过程可描述为

$$\mathbf{h}_m = G_1(\mathbf{x}_m) = \sigma_c(\mathbf{W}\mathbf{x}_m + \mathbf{b}) \quad (3)$$

式中, \mathbf{h}_m 为编码得到的隐层特征, σ_c 是编码器的激活函数, $\Theta_{G_1} = \{\mathbf{W}, \mathbf{b}\}$ 是编码器的权重与偏置。

然后, 解码器函数 G_2 对隐层特征 \mathbf{h}_m 进行解码重构, 解码过程可描述为

$$\tilde{\mathbf{x}}_m = G_2(\mathbf{h}_m) = \sigma_d(\mathbf{W}'\mathbf{h}_m + \mathbf{b}') \quad (4)$$

式中, σ_d 是解码器的激活函数, $\Theta_{G_2} = \{\mathbf{W}', \mathbf{b}'\}$ 是解码器的权重与偏置。

通过不断训练最小化原始输入与输出的重构误差, 即最小化损失函数, 确定最佳的编码和解码网络参数。损失函数可表示为

$$L_{G_1, G_2} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left\| \mathbf{x}_m - G_2(G_1(\mathbf{x}_m)) \right\|^2 \quad (5)$$

式中, M 为样本数。

(2) 对抗网络训练

AAE的对抗训练思想来源于生成对抗网络, 本质上是编码器 G_1 与鉴别器 D 的博弈, 经过自编码器重构误差后, 其编码器作为生成器, 将编码的特征向量和从先验分布中采样的特征向量共同作为鉴别器输入, 计算出鉴别损失来更新鉴别器和编码器参数, 训练的目标就是能够使 G_1 编码结果尽可能接近“真实分布”, 即预设的先验分布 $p(z)$, 同时使得鉴别器能够更好地区分特征向量到底是来自于编码器输出的特征向量还是采样自“真实分布”的向量。

总体优化目标如下:

$$\min_{G_1} \max_D V(D, G_1) = E_{z \sim p(z)} [\lg(D(z))] + E_{\mathbf{x} \sim p_d(\mathbf{x})} [\lg(1 - D(G_1(\mathbf{x})))] \quad (6)$$

式中, $p_d(\mathbf{x})$ 为原始数据分布。

鉴别器优化目标可表示为

$$\min L(\Theta_D) = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [\lg D(z_m) + \lg(1 - D(G_1(\mathbf{x}_m)))] \quad (7)$$

式中, Θ_D 为鉴别器参数, z_m 为采样自某一先验分布的真实样本, \mathbf{x}_m 为原始数据样本。

编码器优化目标可表示为

$$\min L(\Theta_{G_1}) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [\lg(1 - D(G_1(\mathbf{x}_m)))] \quad (8)$$

2 滚动轴承故障预警方法及流程

2.1 模型设计

AAE的结构参数和超参数对于健康指标构建质量至关重要, 通过不断地试错实验, 根据测试结果选取参数。AAE模型由编码器、解码器和鉴别器组成, 其中编码器为5层全连接层神经网络, 结构参数为1024-512-128-32-15, 隐藏层4的输出即为所编码的低维特征向量, 维度为15; 解码器同样为5层全连接层神经网络, 结构参数为15-32-128-512-1024, 鉴别器为4层全连接层神经网络, 结构参数为15-128-32-1。超参数中, 生成器和判别器学习率分别为0.0001和0.00005, 学习率衰减率为0.96, 迭代回合为40, 最小训练量分别为40和80, 除鉴别器输出层选择sigmoid激活函数, 其余均选择Leaky-ReLU激活函数。

2.2 健康指标构建

AAE模型在训练过程中, 以正常样本为输入, 可通过编码器提取正常样本的低维特征向量并完成重构, 因此正常样本可被很好地编码, 重构误差小, 而异常样本重构误差大; 同时, 由于引入了生成对抗网络的正则化, 正常样本提取的特征向量满足先验分布, 可混淆鉴别器的判断, 鉴别器将其鉴别为“真实样本”, 而异常样本难以被较好地编码, 特征向量不满足先验分布, 会被鉴别为“伪样本”。因此,

异常样本与正常样本距离远,相似性差,可通过度量测试样本与正常样本的相似性,判断是否属于正常样本。对于正常特征样本向量集合,本文以集合的均值作为该特征空间中的基准特征向量,选用马氏距离度量测试特征向量与基准特征的相似性。

马氏距离是比较常用的距离度量方法,由印度统计学家马哈拉诺比斯提出,表示数据的协方差距离,用于消除变量之间相关性的影响^[15]。对于包含 n 个样本的数据集 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$,则样本 X_i 和 X_j 之间的马氏距离为

$$d_M = \sqrt{(X_i - X_j)^T \Sigma^{-1} (X_i - X_j)} \tag{9}$$

式中, Σ 是该数据集的协方差矩阵。

基于以上分析,如图 2 所示,提出轴承的健康指标 I ,计算公式如下:

$$I = \varepsilon d_M + (1 - \varepsilon)L \tag{10}$$

式中, L 为重构误差, ε 为重构误差权重系数,通过反复实验设置 ε 为 0.8。该健康指标取值在 $[0, 1]$ 之间,当轴承正常运行时, I 接近 0,当轴承开始出现异常时, I 不断增大并接近 1。

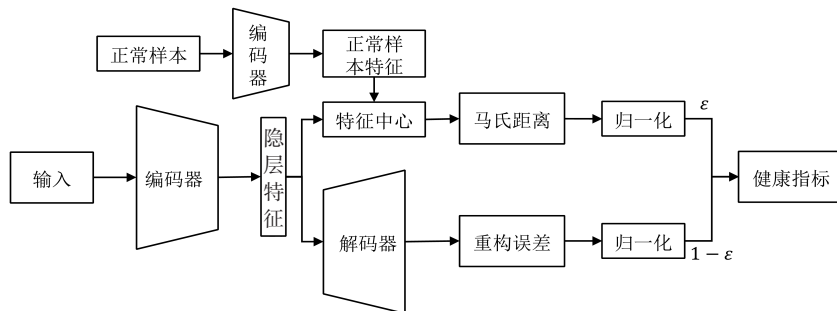


图 2 健康指标构建流程图

Fig.2 Flow chart of health indicator construction

2.3 基于贝塔分布的预警阈值自适应设定

经 Kolmogorov-Smirnov 假设检验 (K-S 假设检验) 后,发现上述健康指标 I 并不总是服从高斯分布,如果仍然盲目使用拉伊达准则会导致阈值设定不准确,从而影响故障预警的有效性。因此,在分布规律未知的前提下,基于贝塔分布对正常样本的健康指标进行概率密度分布拟合,通过参数估计求取贝塔分布的形状参数,并得到健康指标的贝塔分布概率密度函数;随后,通过公式(11)计算贝塔分布的双侧 α 分位数 λ_1, λ_2 。

$$P\{I \leq \lambda_{-1}\} = \frac{\alpha}{2}, P\{I > \lambda_{-2}\} = \frac{\alpha}{2} \tag{11}$$

式中, λ_1 是 I 的上侧 $1 - \alpha/2$ 分位数, λ_2 是 I 的上侧 $\alpha/2$ 分位数。

由于环境噪声、传感器误差等因素,数据采集的过程中会产生尖峰噪声, α 在此被定义为尖峰噪声引起的采集误差^[12],在实际使用中是非常关键的一步,可根据时域信号中的尖峰噪声情况调整取值,从而调整阈值区间范围,获取最优的故障预警性能。本文为体现阈值设定自适应性,减少人工干预,设置 $\alpha = 0.05$ 。

进而,可通过公式(12)得到预警阈值区间 T_h ,由阈值控制下限(Lower control limits, L_{CL})和控制上限(Upper control limits, U_{CL})组成。

$$\begin{cases} L_{CL} = \lambda_1 (I_{max} - I_{min}) + I_{min} \\ U_{CL} = \lambda_2 (I_{max} - I_{min}) + I_{min} \end{cases} \tag{12}$$

式中, L_{CL} 为控制下限, U_{CL} 为控制上限, I_{max} 和 I_{min} 分别为指标 I 的最大值和最小值。同时,为减少尖峰噪声引起的误报警,当连续报警次数 T 超过 T_{max} 次,可认定出现异常,本文取 T_{max} 为 3。

2.4 评价指标

为正确评估分析本文所提方法的检测效果,本文采用准确率(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。

2.5 故障预警步骤

步骤1:数据预处理。将获取的正常样本进行数据分割,每个样本的点数为1024;进行傅里叶变换获得样本的频谱数据,将频谱数据归一化到[0, 1]区间。

步骤2:AAE模型离线训练。将上述预处理的训练数据输入AAE模型进行自编码器网络和对抗网络训练,训练完成后,计算自编码器重构误差并保留编码网络作为特征提取网络。

步骤3:健康指标构建。选用马氏距离作为相似性的度量指标,利用编码器逐层提取正常样本服从先验分布的低维特征,计算正常样本特征向量集合与基准值的马氏距离以度量相似性;结合自编码器重构误差和马氏距离构建健康指标,表征轴承运行状态。

步骤4:基于贝塔分布的预警阈值自适应设定。基于贝塔分布对轴承健康指标进行概率密度分布拟合,并根据公式(12)确定预警阈值区间 T_h 即 $[L_{CL}, U_{CL}]$ 。

步骤5:测试数据经步骤1~3计算后获得健康指标 I_i 并与阈值比较,若 I_i 位于阈值区间内,表明无异异常,继续监测;若 I_i 连续超限报警3次以上,则产生预警信息。

故障预警流程如图3所示。

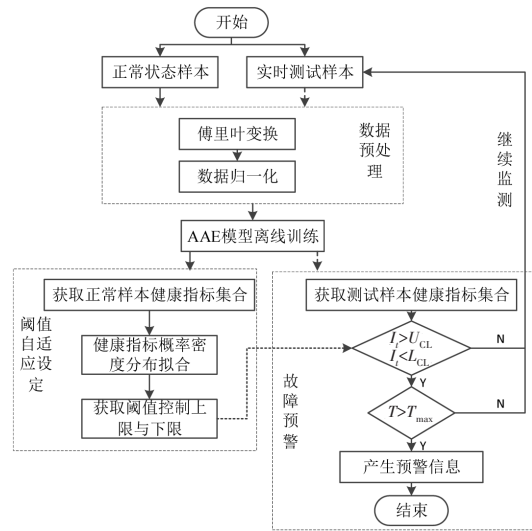


图3 故障预警流程图

Fig.3 Flow chart of fault warning

3 实验验证 1

3.1 凯斯西储滚动轴承数据集

实验装置为美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)电气工程实验室的滚动轴承故障模拟实验台^[6],见图4。以驱动端轴承SKF6205为研究对象,通过电火花加工单点损伤,并在不同负载和转速等4种工况下(0 HP-1797 r/min、1 HP-1772 r/min、2 HP-1750 r/min、3 HP-1730 r/min)进行试验,将加速度传感器安装在轴承座上方采集振动信号,为有量纲数据,采样频率为12 kHz。本文仅需验证所提方法区分轴承正常状态和异常状态的性能,由于在实际运行中工况多变,相同健康状态表现出不同的振动水平,为降低工况波动带来的干扰,训练数据包含4种工况下的正常样本数据,含有3200个样本;测试数据包含正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障4类健康状况(含4种工况),有故障的健康状况又分别包含损伤直径为0.0213/0.0427/0.064 m三种故障严重程度(正常除外),且0.064 m的外圈故障包含3点钟、6点钟、12点钟3种故障位置,共计12种故障类别,每类故障含有200个样本,样本点数为1024,共计2400个样本,简称CWRU轴承数据集。



图4 凯斯西储滚动轴承故障模拟试验台

Fig.4 Rolling bearing fault experiment rig in CWRU

3.2 对比方法说明

为验证本文所提方法的有效性,文中分别采用单特征值预警方法、基于传统特征工程的多域特征预警方法、一类支持向量机(One-class Support Vector Machine, OCSVM)、稀疏自编码(SAE)及对抗自编码(AAE)进行对比,上述方法均采用拉伊达准则确定预警阈值。

(1) 单特征值预警方法。峭度指标对于信号中的冲击特征很敏感,该指标被广泛应用于轴承的状态监测中。正常平稳运行状态下的轴承,其峭度值一般近似为3,故障发生后,峭度值开始增大,故选用该特征作为健康指标。

(2) 基于传统特征工程的多域特征预警方法。从时域、频域和时频域等不同角度提取样本数据的多域特征,共计37维,包含有效值、峰峰值、偏度等14维时域特征,均值频率、重心频率等8维频域特征,以及经验模态分解后的IMF能量特征等15维时频域特征。健康指标选用马氏距离。

(3) 一类支持向量机。该方法是一种用于解决单值分类问题的机器学习方法,常用于无监督异常检测问题,其核心思想是通过核函数映射将样本映射到高维特征空间中学习正常数据的边界来判别异常数据,优点是无需任何人工干预和人工对阈值函数进行设定操作。核函数为径向基核函数,使用本文所提方法编码器网络编码的特征向量作为输入,维度为15。

(4) 稀疏自编码。在标准自编码器的基础上,对隐藏层的节点增加稀疏约束,迫使隐层以更少的单元学习训练数据中更具代表性的特征。为彰显公平性,使其结构参数与本文所提方法及AAE自编码器保持一致,健康指标选用马氏距离。

(5) 对抗自编码器。除阈值设定方法选用拉伊达准则外,其余与本文所提方法保持一致。

3.3 预警结果与分析

AAE模型自编码器重构误差和鉴别器鉴别损失变化曲线如图5所示,重构误差曲线收敛速度较快,在第130回合重构误差已降至较低水平并趋于稳定,鉴别损失曲线前期呈波动趋势,迭代后期则趋于平稳,表明训练已达到稳定。

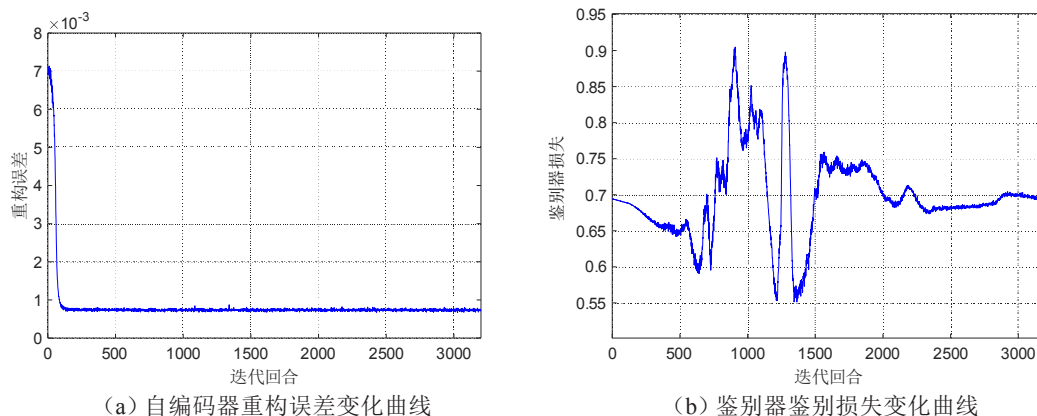


图5 AAE模型重构误差及鉴别损失变化曲线

Fig.5 Reconstructed error and identification loss variation curves for AAE model

经K-S假设检验,正常样本的健康指标不服从正态分布,拉伊达准则并不适用。此时取 $\alpha=0.05$,基于Beta分布的拟合曲线如图6所示,按其形状参数4.69和10.38计算的阈值区间 T_h 为 $[0.013, 0.064]$ 。此时本文所提方法在所有样本上的故障预警结果如图7所示,其中棉棒图顶端为1表示健康,顶端为0表示故障,正常样本与故障样本区分度明显。本文所提方法的前4个评估指标(见2.4节)均达到100%,可有效判别多个工况下的正常样本与故障样本,包括故障程度较低的轴承早期故障,一定程度上实现了变工况下的轴承故障预警。这是由于对抗训练过程的引入提升了编码能力,编码器自适应提取正常样本特征的同时使其满足先验分布,降低了正常样本与异常样本的相似性;训练完成后,判别损失稳定表明训练已达到纳什平衡,此时的解码器可作为深度生成模型,将服从先验分布的隐层向量解码为正常样本,增大了异常样本的重构误差。基于此,所构建的健康指标对于正负样本具有较好的敏感性,故障的发生总会使得健康指标偏离正常样本,且与故障类型无关,提升了故障预警性能。

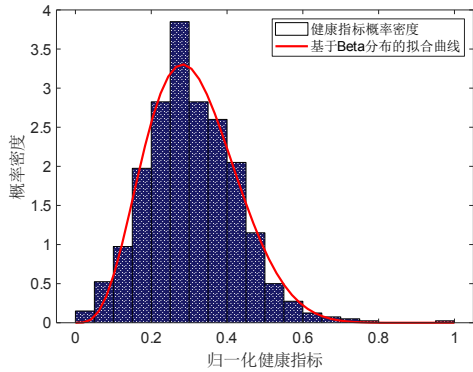


图6 基于Beta分布的正常样本健康指标概率密度函数

Fig.6 Health indicator probability density function of normal samples based on Beta distribution

为评估编码器特征提取的有效性,测试样本经编码网络特征提取后,采用 t 分布随机邻域嵌入^[17](t -distributed Stochastic Neighbor Embedding, t -SNE)对15维特征进行特征降维及可视化处理,见图8,每个点代表一个样本,正常样本与故障样本得到很好的区分,且正常样本类内分散度较小,更好地表征了异常信息,降低了后续阈值设定的难度。

3.4 对比分析

上述对比方法的预警结果如表1所示,通过对比分析,得到以下5个观察结论:

表1 不同方法在CWRU数据集上的故障预警结果对比

Tab.1 Comparison of fault warning results of different methods on CWRU dataset

预警方法	评价指标 (%)					
	Acc	Pre	Rec	F1	FNR	FPR
单特征值	77.63	100	75.59	86.1	24.41	0
多域特征	99.67	99.64	100	99.82	0	4
OCSVM	100	100	100	100	0	0
SAE	99.83	99.82	100	99.91	0	2
AAE	100	100	100	100	0	0
本文所提方法	100	100	100	100	0	0

(1) 基于单特征值的预警方法预警精度低于80%,预警阈值上下限为2.53~3.44。该方法对于正常样本的判别是有效的,不会误报,但从图9中可以看出,该方法漏报率 FPR 很高,对于有些故障类型,峭度指标难以表征其故障信息,进而无法及时预警。

(2) 基于传统特征工程的多域特征预警方法准确率虽然达99%以上,但完全依赖于信号处理技术和专家先验知识,同时,工程实际中的轴承故障呈现随机性、耦合性等,采用相同的特

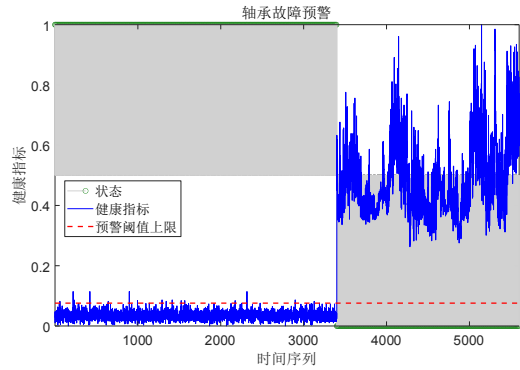


图7 CWRU数据集的故障预警结果

Fig.7 Fault warning results of the CWRU dataset

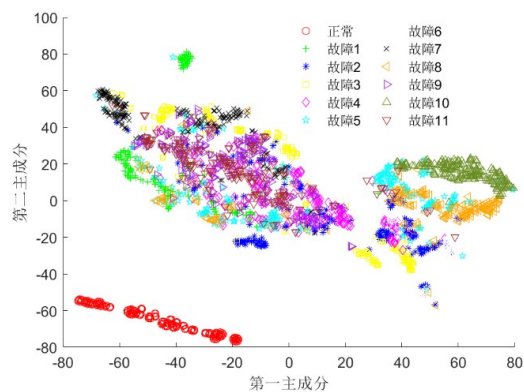


图8 本文所提方法提取特征可视化

Fig.8 Visualization of the features of the proposed method

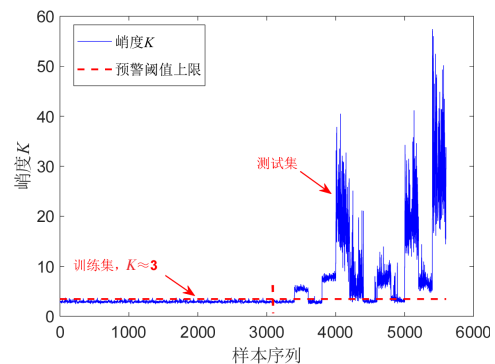


图9 样本序列的峭度值变化曲线

Fig.9 Kurtosis value variation curve of the sample sequence

征组合去预警任意类型的故障,不具备通用性。

(3) 借助于 AAE 模型编码器提取的高质量特征以及 OCSVM 本身无需手动设置预警阈值的优势, OCSVM 取得较优的故障预警结果, $F1$ 为 100%, 是一种次优的方法。

(4) SAE 模型提取的特征质量和构建的健康指标不如 AAE 模型, 预警性能劣于 AAE 模型。

(5) AAE 方法与本文所提方法保持着相同的预警精度, 可见对于故障程度较高的故障, 其健康指标与正常样本的区分度明显, 降低了预警阈值设定方法的敏感性。

4 实验验证 2

4.1 智能维护系统轴承数据集

工程实际中, 轴承的性能衰退是一个缓慢的趋势过程, 由早期的微弱异常状态不断发展, 因此对早期的微弱异常状态预警极为重要, 可有效防止故障程度不断扩大。然而, 凯斯西储滚动轴承故障是通过电火花加工, 故障程度较高, 故障信息丰富, 难以验证所提方法对早期异常的预警性能, 故本文再通过美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 提供的智能维护系统 (Intelligent Maintenance System, IMS) 轴承数据集^[18]验证本文所提方法, 简称 IMS 轴承数据集。实验装置如图 10 所示, 主轴由交流电机以 2000 r/min 的转速驱动, 并由 4 个型号为 Rexnord ZA-2115 的双列轴承支撑, 每个轴承的 X 和 Y 方向均布置振动加速度传感器。共进行 3 次实验, 获得 3 组全寿命周期数据集, 包含从正常到异常的振动数据, 采样频率为 20 kHz, 每隔 10 分钟采样 1 秒, 生成一个含有 20 480 个采样点的数据文件。将每个数据文件 (1 秒钟时域数据) 分割为 20 个时域样本, 每个样本有 1024 个数据点。为减小数据特征波动和数据量, AAE 模型训练完成后, 将每秒钟 20 个样本的重构误差和特征向量进行平均, 获得最终的健康指标, 数据集详细说明见表 2, 标签信息由文献[9]和文献[17]的分析结果得到。

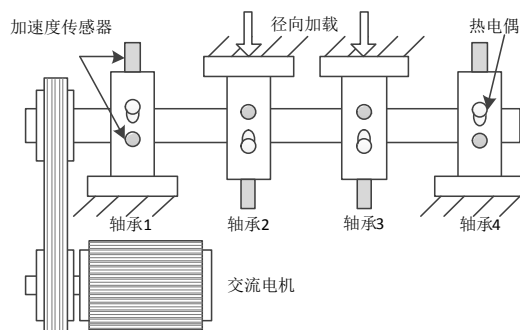


图 10 IMS 轴承试验台

Fig.10 IMS bearing test rig

表 2 IMS 轴承数据集

Tab.2 IMS bearing dataset

数据集	选用通道	故障轴承	故障类型	数据集类别	状态	样本数
数据集 1 ^[17]	5-8	轴承 3	内圈缺陷	训练数据	正常状态	1000
				测试数据	正常状态	524
					异常状态	631
				训练数据	正常状态	400
数据集 2 ^[9]	1	轴承 1	外圈缺陷	训练数据	正常状态	132
				测试数据	正常状态	452
					异常状态	452
				训练数据	正常状态	2500
数据集 3 ^[17]	1-4	轴承 3	外圈缺陷	训练数据	正常状态	3467
				测试数据	异常状态	357

4.2 预警结果与分析

以数据集 2 为例, 经 K-S 假设检验发现正常样本与异常样本的健康指标均不服从正态分布, 且两者无重叠区域, 易区分, 如图 11(a) 和 (b) 所示。因此, 将构建的健康指标作为轴承健康监测的评估指标, 具有较好的准确性和稳健性。取 $\alpha = 0.05$, 基于 Beta 分布拟合的正常样本概率密度函数如图 12 所

示,按其形状参数3.34和4.28计算的阈值区间 T_h 为[0.011,0.064]。

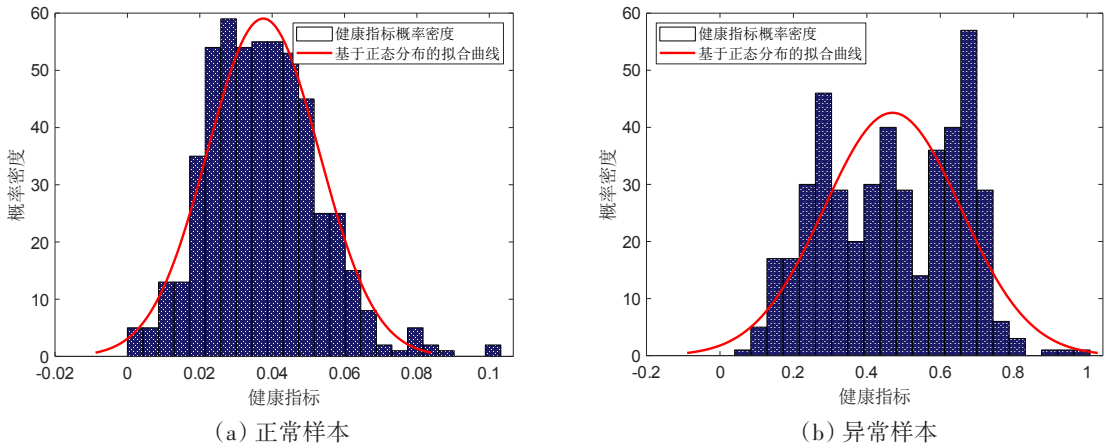


图11 基于正态分布的健康指标概率分布拟合曲线

Fig.11 Fitting curve of probability distribution of health indicator based on normal distribution

图13为本文所提方法在数据集2上的故障预警结果,完整地展示了轴承全寿命周期内的健康指标变化趋势。第I阶段,0~532个样本点,健康指标平稳,轴承运行状态良好;第II阶段,从第533个样本点开始,健康指标突然超出预警阈值上限并不断增大,该样本点可认为是初始故障点,该阶段作为故障发生的初始阶段,故障特征微弱,易被噪声淹没;第III阶段呈剧烈波动趋势,随着缺陷尺寸不断加大,故障特征显著,健康指标开始加速增大,随后转为愈合阶段;第IV阶段为严重的退化阶段,轴承进一步恶化至完全失效。纵观健康指标,整体呈现单调递增趋势,且从第II阶段初始均高于预警阈值上限,与轴承实际退化情况一致。因此,所提方法对初始故障点实现精确预警,可有效识别轴承早期微弱的异常状态变化。



图12 基于Beta分布的正常样本健康指标概率密度函数
 Fig.12 Health indicator probability density function of normal samples based on Beta distribution

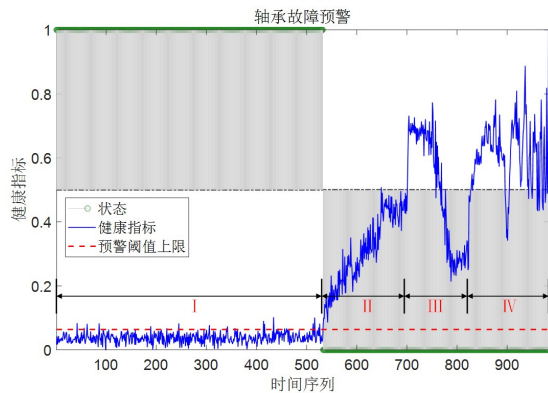


图13 IMS数据集2的故障预警结果
 Fig.13 Fault warning results of the IMS Dataset 2

4.3 对比分析

表3给出了各种对比方法对数据集2的预警结果,其中,单特征值准确性最差,低于80%,漏报率较高,其余方法均实现了较高的预警效果,但仍有误报和漏报的风险;OCSVM方法在面对早期微弱故障时,预警性能出现下降;AAE方法 $F1$ 为99.89%,是一种次优的解决方法,其特征提取质量高于SAE方法,但由于健康指标并不满足正态分布,基于拉伊达准则的阈值设定方法缺乏自适应性,导致早期微弱故障预警性能下降,而本文所提方法无需指标分布的先验知识,可逼近任意分布从而自适应地确定预警阈值。

表3 不同方法在IMS数据集2上的故障预警结果对比

Tab.3 Comparison of fault warning results of different methods on IMS Dataset 2

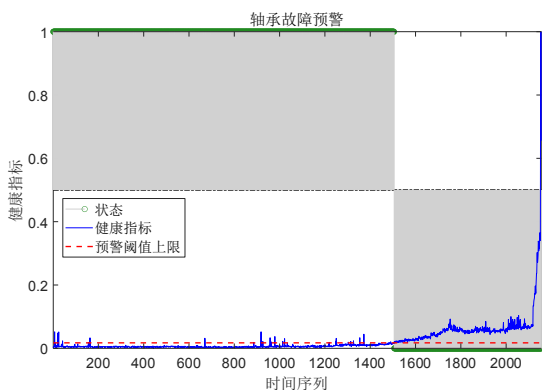
预警方法	评价指标(%)					
	Acc	Pre	Rec	F1	FNR	FPR
单特征值	77.74	100	71.24	83.20	28.76	0
多域特征	99.66	99.56	100	99.78	0	1.52
OCSVM	97.94	97.83	99.56	98.68	0.44	7.58
SAE	99.49	99.78	99.56	99.67	0.44	0.76
AAE	99.83	100	99.78	99.89	0.22	0
本文所提方法	100	100	100	100	0	0

由于篇幅有限,仅给出本文所提方法在数据集1和3上的表现,如表4、图14~15所示,轴承在运行到某个阶段后健康指标突然跃变,后续呈波动增长趋势,并退化至完全失效,较好地反映了轴承非线性退化趋势;数据集1和数据集3分别在第1506和5968个样本点首次超过预警阈值上限,并且在此之前并未产生误报。本文所提方法均精准检测到初始故障点,可见阈值设定方法的自适应性和通用性。需要注意的是,数据集1~3的信号由于未知的环境干扰、传感器误

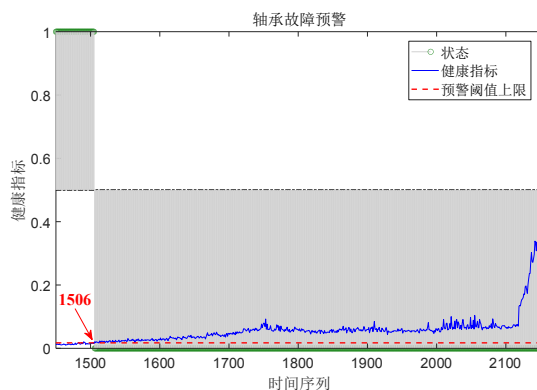
表4 IMS数据集1和3的故障预警结果

Tab.4 Fault warning results of the IMS Dataset 1 and Dataset 3

数据集	评价指标(%)					
	Acc	Pre	Rec	F1	FNR	FPR
数据集1	98.27	96.93	100	98.44	0	3.82
数据集3	100	100	100	100	0	0



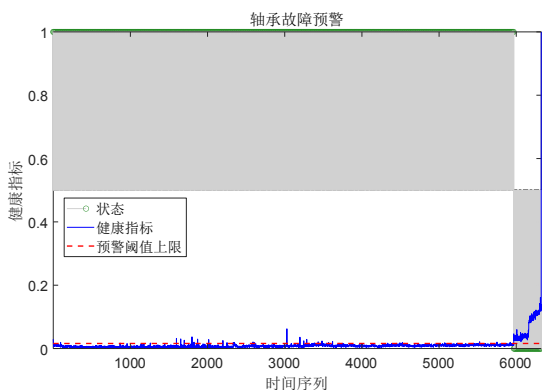
(a) 全寿命周期预警结果



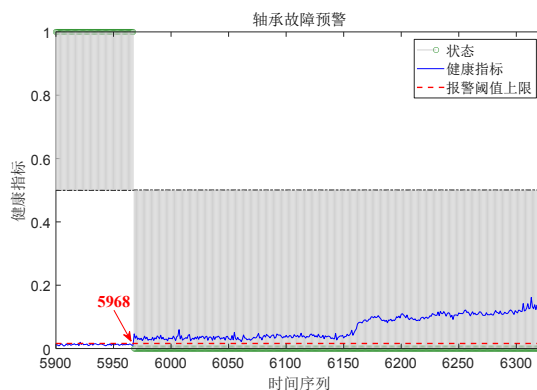
(b) 局部细节图

图14 IMS数据集1的故障预警结果

Fig.14 Fault warning results of the IMS Dataset 1



(a) 全寿命周期预警结果



(b) 局部细节图

图15 IMS数据集3的故障预警结果

Fig.15 Fault warning results of the IMS Dataset 3

差等因素产生明显的尖峰噪声,导致健康指标在轴承运行良好阶段存在若干超限次数,但由于连续报警次数 T_{\max} 的限制并未出现误报。

为进一步验证本文所提方法的优越性,表5给出了本文所提方法与文献[19-22]对于IMS数据集的故障预警结果对比。与文献[20-22]相比,本文所提方法检测到的初始故障点更加提前,且均无误报警。文献[19]方法在数据集2上的预警表现优于本文所提方法,但该方法需要大量的手动分析过程,耗时耗力,难以满足工程实际的需求;同时,在数据集1上所提方法比文献[19]更早检测到初始故障点,这也导致所提方法的准确率和精确率未达到100%(本文方法以文献[19]分析的标签信息进行评价)。可见,本文所提方法与其他文献方法相比,具有一定的优势。

表5 不同方法在IMS数据集上的故障预警结果

Tab.5 Fault warning results of different methods on the IMS datasets

IMS数据集		本文方法	文献[19]	文献[20]	文献[21]	文献[22]
数据集1	初始故障点	1506	1525	-	2130	2120
	误报警数	0	-	-	0	0
数据集2	初始故障点	533	525	535	543	533
	误报警数	0	-	2	0	0
数据集3	初始故障点	5968	5968	-	6162	6072
	误报警数	0	-	-	3	1

5 结 论

针对目前工程实际中故障预警存在敏感特征组合构建困难、完备的故障样本稀缺和预警阈值设定不准确等难题,提出了一种基于对抗自编码器和自适应阈值的滚动轴承故障预警方法,并利用两类滚动轴承数据集验证所提方法,结果表明本文所提方法具有优异的故障预警性能和自适应性,能够实现早期微弱故障预警。主要结论如下:

(1) 对于故障程度较高的异常状态,本文所提方法的预警精度达100%,可有效判别轴承的正常样本与故障样本;对于早期微弱的异常状态,在IMS数据集上预警精度依然达到100%,精准检测到初始故障点,且无误报,能够捕捉健康状态的微弱变化。与其他对比方法和文献相比,有着更优越的故障预警性能。

(2) AAE由于对抗训练过程的引入提升了编码能力,降低了正常样本与异常样本的相似性;同时也提升了解码能力,增大了异常样本的重构误差,提升了故障预警性能。

(3) 所构建的健康指标对于故障程度较高和早期微弱的异常状态变化都具敏感性,且能较好地反映轴承实际退化趋势。

(4) 基于Beta分布的阈值自适应设定不局限于高斯分布,适用范围广泛,阈值设定具有自适应性。

参 考 文 献:

- [1] 汪抑非, 李 创, 柴秋子, 等. 大型机泵健康监测与诊断系统设计与应用[J]. 工业仪表与自动化装置, 2020(2): 33-36+73.
Wang Yifei, LI Chuang, Chai Qiuzi, et al. Design and application of health monitoring and diagnosis system for large pump [J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2020(2): 33-36+73. (in Chinese)
- [2] 王 斐, 房立清, 赵玉龙, 等. 基于VMD和SVDD的滚动轴承早期微弱故障检测和性能退化评估研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 224-230+256.
Wang Fei, Fang Liqing, Zhao Yulong, et al. Rolling bearing early weak fault detection and performance degradation assessment based on VMD and SVDD[J]. Journal of Vibration and Noise, 2019, 38(22): 224-230+256. (in Chinese)
- [3] 李 涛, 段礼祥, 张东宁, 等. 自适应卷积神经网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(16): 275-

- 282+288.
- Li Tao, Duan Lixiang, Zhang Dongning, et al. Application of adaptive convolutional neural network in rotating machinery fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Noise*, 2020, 39(16): 275–282+288. (in Chinese)
- [4] Shi H T, Guo L, Tan S, et al. Rolling bearing initial fault detection using long short-term memory recurrent network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 171559–171569.
- [5] 宫文峰, 陈 辉, Wang D W. 基于改进 LSTM-SVM 的多传感器船舶旋转机械快速故障诊断方法[J]. *船舶力学*, 2021, 25(9): 1239–1250.
- Gong Wenfeng, Chen Hui, Wang D W. Fast fault diagnosis method of marine rotating machinery with multi-sensor monitoring based on improved LSTM-SVM[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2021, 25(9): 1239–1250. (in Chinese)
- [6] 李贝贝, 彭 力. 基于改进自编码网络的轴承振动异常检测[J]. *计算机科学与探索*, 2022, 16(1): 163–175.
- Li Beibei, Peng Li. Bearing vibration abnormal detection based on improved autoencoder network[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2022, 16(1): 163–175. (in Chinese)
- [7] Zhao H S, Liu H H, Hu W J, et al. Anomaly detection and fault analysis of wind turbine components based on deep learning network[J]. *Renewable Energy*, 2018, 127, 825–834.
- [8] Chen J C, Li J, Chen W G, et al. Anomaly detection for wind turbines based on the reconstruction of condition parameters using stacked denoising autoencoders[J]. *Renewable Energy*, 2020, 147: 1469–1480.
- [9] 魏 卫, 王 磊, 张 鑫. 基于 AEN 重构误差的滚动轴承异常检测方法研究[J]. *数字制造科学*, 2019, 17(4): 292–297.
- Wei Wei, Wang Lei, Zhang Xin. Research on anomaly detection of rolling bearing based on AEN reconstruction errors[J]. *Digital Manufacture Science*, 2019, 17(4): 292–297. (in Chinese)
- [10] 马 波, 郑凡帆. 降噪自编码器在机械设备故障预警中的应用[J]. *北京化工大学学报(自然科学版)*, 2019, 46(5): 53–59.
- Ma Bo, Zheng Fanfan. Application of a denoising autoencoder for the early warning of mechanical faults[J]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science)*, 2019, 46(5): 53–59. (in Chinese)
- [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.
- Zhao Zhihong, Li Lehao, Yang Shaopu. An unsupervised bearing health indicator and early fault detection method[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(10): 1234–1243. (in Chinese)
- [12] 张 明, 冯 坤, 江志农. 基于动态自学习阈值和趋势滤波的机械故障智能预警方法[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(24): 8–14.
- Zhang Ming, Feng Kun, Jiang Zhinong. A mechanical fault early warning methodology based on dynamic self-learning threshold and trend filtering techniques[J]. *Journal of Vibration and Noise*, 2014, 33(24): 8–14. (in Chinese)
- [13] Makhzani A, Shlens J, Jaitly N, et al. Adversarial autoencoders[EB/OL]. arXiv e-prints, 2016[2025-01-09]. <https://arxiv.org/pdf/1511.05644>.
- [14] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527–1554.
- [15] Imani M. Difference-based target detection using Mahalanobis distance and spectral angle[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(3/4): 811–831.
- [16] Lou X S, Loparo K A. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18(5): 1077–1095.
- [17] Maaten L V D, Hinton G E. Visualizing data using data[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9: 2579–2605.
- [18] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on roller bearing prognostics[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4–5): 1066–1090.
- [19] 孟佳东. 滚动轴承早期故障检测与健康状态评估方法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.
- Meng Jiadong. Incipient fault detection and health condition assessment of rolling element bearing[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2022. (in Chinese)
- [20] 田思雨. 基于深度学习的滚动轴承早期故障在线检测[D]. 新乡: 河南师范大学, 2020.
- Tian Siyu. Online detection of incipient fault of rolling bearing based on deep learning[D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2020. (in Chinese)
- [21] Xu X, Zhao M, Lin J, et al. Envelope harmonic-to-noise ratio for periodic impulses detection and its application to bearing diagnosis[J]. *Measurement*, 2016, 91: 385–397.
- [22] Chegini S N, Manjili M J H, Bagheri A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation[J]. *Mechanica*, 2020, 55(1): 261–286.