



滚动轴承剩余使用寿命预测研究综述

楼亮亮¹, 廖小龙¹, 张瀚文², 卢明安², 汤沈杰¹

(1. 台州学院人工智能学院, 浙江台州 318000; 2. 杰克科技股份有限公司, 浙江台州 318000)

摘要: 滚动轴承剩余使用寿命(Remaining useful life, RUL)预测是实现旋转机械设备预测维护的关键技术, 现有研究多聚焦于 RUL 预测流程的部分环节, 对各环节间的内在关联及全流程研究脉络缺乏系统梳理。为此, 该综述系统梳理了近年来国内外滚动轴承 RUL 预测相关研究, 概述了涵盖故障机理与退化过程、数据获取与特征提取、健康指标构建和 RUL 预测方法等 4 个环节的全流程研究框架, 梳理了各环节的研究进展, 对比分析了特征提取、健康指标构建及 RUL 预测方法的主要方法, 探讨了当前研究挑战与未来发展方向, 以期为该领域相关理论研究与工程应用提供参考。

关键词: 滚动轴承; 剩余使用寿命; 健康指标; 数据驱动; 预测方法

中图分类号: TH133.33

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2026)09-0712-13

引文格式: 楼亮亮, 廖小龙, 张瀚文, 等. 滚动轴承剩余使用寿命预测研究综述[J]. 浙江理工大学学报(自然科学), 2026, 55(5): 712-724.

Reference Format: LOU Liangliang, LIAO Xiaolong, ZHANG Hanwen, et al. A review of remaining useful life prediction methods for rolling bearings[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2026, 55(5): 712-724.

A review of remaining useful life prediction methods for rolling bearings

LOU Liangliang¹, LIAO Xiaolong¹, ZHANG Hanwen², LU Ming'an², TANG Shenjie¹

(1. School of Artificial Intelligence, Taizhou University, Taizhou 318000, China;

2. Jack Technology Co., Ltd., Taizhou 318000, China)

Abstract: Remaining useful life (RUL) prediction of rolling bearings is a key technology for predictive maintenance of rotating machinery. Most existing studies focus on individual stages of the RUL prediction process, and a systematic understanding of the connections among these stages and the overall research progress is lacking. This paper reviews recent domestic and international research on rolling bearing RUL prediction. It outlines a research framework covering four stages: fault mechanism and degradation process, data acquisition and feature extraction, health indicator construction, and RUL prediction methods. The research progress of each stage is summarized, and the main methods of feature extraction, health indicator construction, and RUL prediction are compared and analyzed. Current research challenges and future directions are also discussed. The review aims to provide a reference for theoretical research and engineering applications in this field.

Key words: rolling bearing; remaining useful life; health indicator; data-driven; prediction methods

0 引言

旋转机械设备维护策略按演进历程可分为事后维护、定期维护、状态维护和预测维护等 4 类^[1-2]。

事后维护, 指等待设备完全发生故障后才进行检修, 这种策略可充分利用其剩余使用寿命(Remaining useful life, RUL), 但是无法保证生产计划的连续性, 可能会造成严重的经济损失和人员安全事故; 定

收稿日期: 2025-10-31 网络出版日期: 2026-04-30

基金项目: 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划项目(2024C01022, 2026C01029, 2026C02A1241)

作者简介: 楼亮亮(1986—), 男, 浙江台州人, 教授, 博士, 主要从事物联网感知技术、无线传感器网络、时间序列预测方面的研究。

通信作者: 汤沈杰, E-mail: tangshenjie@tzc.edu.cn

期维护,指按照预定时间对设备进行检修,这种策略可降低故障发生率,但可能导致过度维护,增加生产成本;状态维护,指对设备关键参数进行监测并分析其信息,进而制定维护计划,这种策略能有效减少意外停机风险,但安装监测系统会增加维护成本。相较之下,预测维护利用设备运行数据对其未来健康状态进行预测,并据此提前安排检修计划,这种策略可降低非计划停机风险与维护成本,是当前维护策略发展的重要方向^[3]。RUL 预测是预测维护的核心任务,近年来已成为研究重点^[4-5]。

滚动轴承是旋转机械的关键组成部分,其运行状态直接影响设备整体可靠性。在长期服役过程中,受动态载荷、润滑条件及环境因素等多重作用,轴承性能退化与失效不可避免^[6]。据文献报道,约30%的旋转机械故障由轴承引起^[7],40%~50%的电机故障与轴承问题相关^[8];美国国家可再生能源实验室(National renewable energy laboratory, NREL)的统计数据显示,在风力发电机组齿轮箱故障中,轴承失效约占76%^[9]。因此,开展滚动轴承RUL 预测研究,对实现工业设备预测维护、降低非计划停机风险具有重要的理论意义与工程价值。

围绕滚动轴承 RUL 预测,国内外学者已开展了大量研究。例如,Wang 等^[10]从物理机理与数据融合视角对滚动轴承 RUL 预测与健康管理方法进行了系统梳理;Liu 等^[11]对滚动轴承健康监测与 RUL 预测的相关技术进行了综述;Ayman 等^[12]对滚动轴承 RUL 预测中的特征学习方法进行了分类与分析;陈国瑞^[13]则对滚动轴承性能退化预测方法进行了归纳。上述研究为该领域积累了重要基础,但多聚焦于 RUL 预测流程的部分环节,对各环节间的内在关联及全流程研究脉络缺乏系统梳理。针对上述问题,本文对滚动轴承 RUL 预测研究展开全流程综述。首先,介绍了滚动轴承的故障机理与退化过程;其次,综述了数据获取与特征提取、健康指标构建方法的研究进展;再次,归纳了模型驱动、信号处理驱动及数据驱动3类 RUL 预测方法;最后,总结了当前面临的挑战并展望了未来研究方向。

1 故障机理与退化过程

滚动轴承 RUL 预测有赖于对其故障机理与退化过程的准确认知,包括损伤的物理成因、故障的信号表征规律以及性能退化的演变特征,三者为后续 RUL 预测建模提供了理论支持。

1.1 故障类型

滚动轴承由内圈、外圈、滚动体及保持架组成,如图1所示。其中,内外圈滚道与滚动体共同形成承载接触界面,是轴承载荷传递的主要部位。在交变载荷、摩擦磨损及润滑失效等因素作用下,损伤往往萌生于该接触界面及邻近区域,并在扩展过程中表现出不同的失效形态^[14-15]。

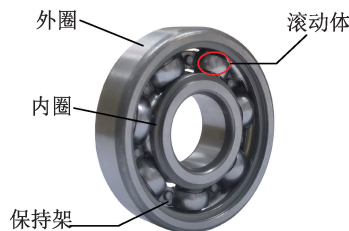


图1 滚动轴承结构示意图

根据失效形貌与缺陷空间分布特性,滚动轴承故障通常可分为局部故障与分布故障2类^[16-17]。局部故障(如点蚀、裂纹和剥落等)通常会引起周期性冲击振动,是状态监测与 RUL 预测研究中重点关注的对象;分布故障(如均匀磨损)则主要表现为渐进式性能退化,其动态响应特征相对较弱。因此,本文重点围绕滚动轴承局部故障特征及其退化规律展开探讨。

1.2 故障频率分析

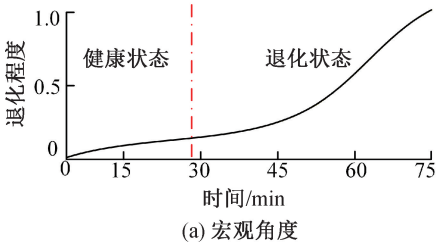
滚动轴承发生局部故障后,滚动体经过缺陷区域产生冲击脉冲,并在振动信号中形成相应的故障频率^[18]。实际工况下,该频率易受随机冲击噪声、结构共振模态及轴转谐波分量的干扰;同时,在信号传播路径调制效应的作用下,还可能出现谱混叠现象^[19]。为此,现有研究形成了多种信号解调与特征增强方法。在时频分析方面,He 等^[20]通过集成超小波变换对强噪声背景下的故障频率成分进行了增强处理;在盲源分离方面,Xv 等^[21]结合特征提取策略实现了复合故障频率成分的有效分离。上述方法在一定程度上提升了故障频率的可辨识性,但在弱故障及非平稳工况下,鲁棒性仍有待提升。

为进一步分析故障频率,通常需要借助包络谱分析^[22]。在包络谱中,滚动轴承局部故障表现为若干特征谱线,分别对应内圈故障频率(Ball pass frequency of inner race, BPFI)、外圈故障频率(Ball pass frequency of outer race, BPFO)、滚动体故障频率(Ball spin frequency, BSF)及保持架故障频率(Fundamental train frequency, FTF)。各故障频率的理论值可通过滚动轴承运动学方程确定,可为

滚动轴承故障诊断和退化表征提供物理依据^[23]。

1.3 退化阶段划分

准确划分滚动轴承退化阶段,不仅关系到退化过程的合理表征,也直接影响预测起始点的判定与后续 RUL 预测的可靠性。从宏观角度看,滚动轴承的退化过程大致可分为健康状态与退化状态(见图 2(a))^[24],这种划分有助于对其退化趋势进行整



体性判断。从振动信号变化角度看,滚动轴承的全寿命退化过程细分为 3 个阶段(见图 2(b)):阶段一为健康状态,此时加速度信号幅值整体平稳、波动较小;阶段二为轻微退化,加速度信号幅值缓慢上升,表明缺陷开始稳定扩展;阶段三为严重退化,加速度信号幅值急剧增大并呈加速增长趋势,表明滚动轴承性能正在加速失效^[25]。

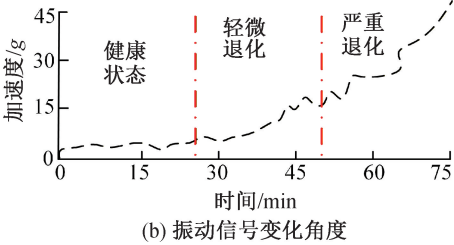


图 2 滚动轴承退化阶段划分示意图

在退化阶段划分的基础上,准确界定滚动轴承由健康状态到退化状态的转变时刻(即预测起始点),是实现滚动轴承 RUL 精准预测的关键前提^[26]。若预测起始点选取偏早,易引入健康阶段的随机波动,造成模型偏差;若选取偏晚,则可能遗漏退化初期信息,增大预测误差。为减少预测起始点判定对人工经验的依赖,可采用基于健康阶段统计基线的 3σ 准则^[27]。该准则以振动信号特征量均值加 3 倍标准差作为阈值,当监测特征量持续超出该阈值时,可判定退化起始时刻。

上述退化阶段划分与预测起始点判定大多建立在退化过程相对平稳、演化规律较为清晰的基础上。然而在实际工况下,滚动轴承退化过程往往并非理想的单调平稳演化,而可能出现阶段性波动、局部突变及局部回落等现象。不同退化模式下,特征参数的时序变化规律存在差异,增加了退化阶段划分和 RUL 预测的难度。对此,已有研究尝试将监测信号特征与物理退化机理结合,以增强预测模型对复杂退化过程的表征与预测能力^[28]。

2 数据获取与特征提取

滚动轴承 RUL 预测流程示意图如图 3 所示,涵盖数据获取、特征提取、健康指标构建及 RUL 预测等 4 个环节。其中,数据获取与特征提取是 RUL 流程的起始环节,其质量直接决定 RUL 预测结果的准确性与可靠性。因此,对数据获取与特征提取展开研究显得尤为必要。

2.1 数据获取

在航空航天、风力发电及轨道交通等工业场

景中,滚动轴承全寿命周期振动数据的获取面临多重制约^[29-30]:a) 轴承退化过程缓慢,完整寿命周期数据采集耗时长、成本高;b) 出于安全考虑,设备通常不允许运行至完全失效,难以获取涵盖整个退化过程的寿命数据;c) 复杂工况下,振动信号易受温度、负载及电磁噪声干扰,影响数据质量与可靠性。

因此,现有研究多通过搭建加速寿命试验台,在受控条件下采集滚动轴承全寿命周期数据,并以此为基础开展退化建模与 RUL 预测研究^[31-32]。为促进滚动轴承相关领域的研究,近年来多个实验室相继公开了滚动轴承实验数据集。表 1 从退化完整性、工况条件、信号与采样设置、数据规模及主要优缺点等方面进行了汇总。由表 1 可以看出:XJTU-SY、IEEE PHM 2012 及 IMS 等数据集包含完整的加速退化寿命序列,能够为滚动轴承的退化建模与 RUL 预测提供数据支撑;CWRU、JNU 及 HUST 等数据集多以稳态或人工缺陷数据为主,缺乏完整退化过程信息,更适合用于故障诊断与特征提取研究。

值得注意的是,上述数据集大多来源于实验环境,未能充分反映滚动轴承在真实工况下的复杂退化行为,在一定程度上限制了预测方法的工程实用性。为缓解工业数据不足带来的训练受限与过拟合问题,现有研究通常采用公开数据集训练预测模型并结合少量现场数据进行迁移学习与微调^[33],或引入数据增强与仿真生成等方法^[34],以扩充样本的多样性与规模。完成数据获取后,需要进一步对振动数据进行分析处理。

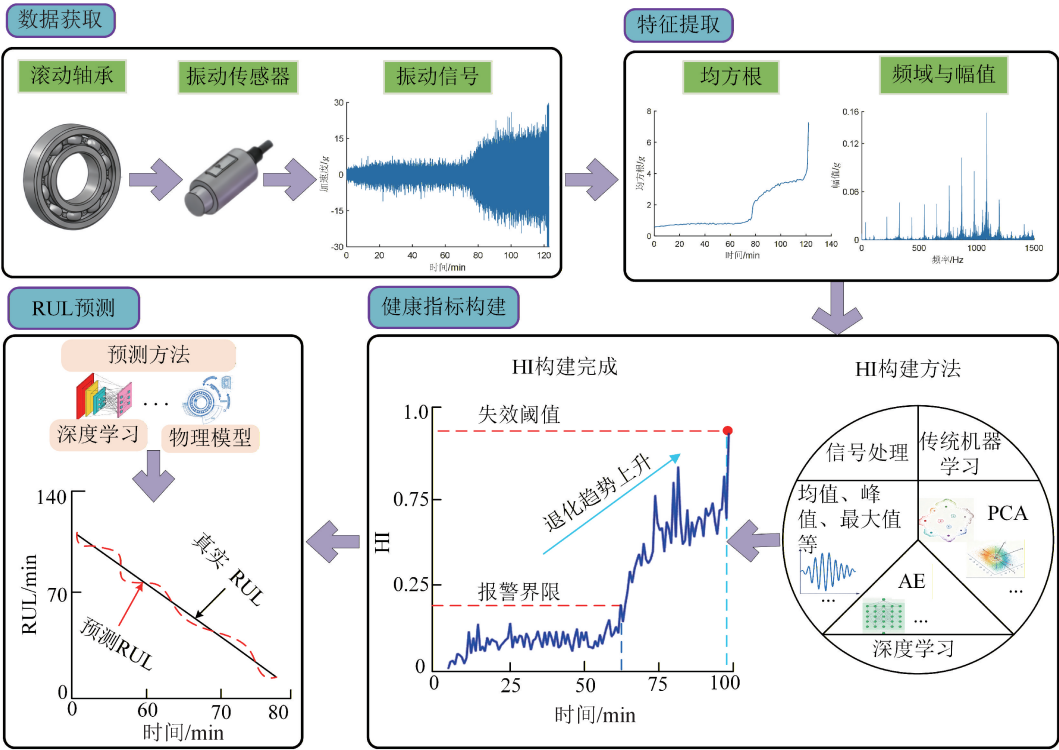


图 3 滚动轴承 RUL 预测流程示意图

表 1 典型滚动轴承公开数据集

数据集名称	数据来源单位和年份	退化完整性	工况条件	信号与采样设置	数据规模	主要优点与局限性
XJTU-SY ^[35]	西安交通大学等, 2019 年	加速寿命试验、全寿命数据	3 种工况: 2100 r/min, 12 kN; 2250 r/min, 11 kN; 2400 r/min, 10 kN	水平/垂直振动, 25.6 kHz	共 15 个轴承, 每种工况 5 个轴承	优点: 工况多样、采样规范、退化过程完整; 局限: 实验室加速退化, 与现场差异较大
IEEE PHM 2012 ^[36]	FEMTO-ST 研究所, 2012 年	训练集全寿命、测试集截断	3 种工况: 1800 r/min, 4 kN; 1650 r/min, 4.2 kN; 1500 r/min, 5 kN	水平振动, 温度信号, 25.6 kHz	共 17 个轴承, 训练集 6 个轴承, 测试集 11 个轴承	优点: 国际标准挑战赛数据, 具有统一评测基准, 便于方法横向比较; 局限: 样本数有限, 测试集截断, 结果依赖划分策略
IMS ^[37]	辛辛那提大学 IMS 中心, 2004 年	全寿命监测数据	2000 r/min(恒定), 26.69 kN	水平振动, 20 kHz	共 3 组试验, 每组 4 个轴承	优点: 长周期监测、数据组织规范; 局限: 工况单一、退化起始点不明确, 需人工标注与特征构造
CWRU ^[38]	凯斯西储大学, 2004 年	人工缺陷(静态故障)	4 种工况: 1979 r/min, 0 kN; 1772 r/min, 1.11 kN; 1750 r/min, 2.22 kN; 1730 r/min, 3.33 kN	水平振动, 12/48 kHz	样本充足, 涵盖多种故障尺寸	优点: 故障标签清晰、诊断基准成熟; 局限: 无自然退化轨迹, 不适合 RUL 预测
JNU ^[39]	江南大学, 2018 年	人工缺陷(静态故障)	600, 800, 1000 r/min, 载荷固定	垂直振动, 50 kHz	各转速下 4 类故障, 每类若干样本	优点: 多转速、多故障类型; 局限: 无连续退化轨迹、不适合 RUL 预测
HUST ^[40]	华中科技大学, 2023 年	人工缺陷/多健康状态(含复合故障与变速)	11 种工况, 含非稳态变速工况	水平振动, 25.6 kHz	共 99 个样本, 涵盖 9 种不同健康状态	优点: 工况覆盖丰富、含变速, 适合泛化验证; 局限: 无自然退化轨迹, 不适合 RUL 预测

注: 各数据集下载网址是 <https://github.com/1330574673/Rolling-Bearing-Open-Book-Dataset>。

2.2 特征提取

滚动轴承振动信号通常具有非线性、非平稳性以及对噪声敏感等特征,难以直接用于分析轴承退化过程。为此,需要从振动信号中提取能够反映退化规律的特征。主流特征提取方法可分为时域分析、频域分析和时频分析等 3 类^[41]。

时域分析主要通过提取振动信号的时域统计特征来反映轴承退化规律,其常用特征包括均值、峰值、均方根(Root mean square, RMS)及峰度等^[42]。这类特征计算简便,物理意义直观,在退化趋势明显的工况下能够有效反映轴承性能退化,因而在工程实践中应用广泛^[43]。然而,在高速或强噪声场景中,单一时域特征的表征能力可能有所下降,通常需要结合多个特征进行综合分析。

频域分析通过快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)等手段,将振动信号从时域转换至频域,揭示频率结构与能量分布,有助于识别故障特征频率及其谐波^[44]。相较于时域分析,频域分析在

表征周期性冲击信号以及内圈、外圈和滚动体相关特征频率方面具有较强优势,尤其适用于高转速或载荷变化较明显的工况。常用方法包括功率谱、解调谱及倒频谱等,能够在一定程度上弥补时域分析在频率结构表征方面的不足。

时频分析通过短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)、小波变换(Wavelet transform, WT)、维格纳-维尔分布或希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)等方法,揭示振动信号的时频分布特征^[45]。相较于单纯的时域或频域分析,时频分析适用于多载荷、多转速及强噪声等复杂工况,能够更有效地提取振动信号中的瞬态特征和时变信息,在早期微弱退化特征提取方面具有较强优势。

综上所述,3 类特征提取方法各有侧重,在表征能力与适用场景上存在明显差异(见表 2)。如何将所提取的特征转化为对退化状态的有效表征,是后续健康指标构建需要解决的核心问题。

表 2 特征提取方法总结

方法类别	典型方法	方法特点	适用场景
时域分析	时域统计分析(常用特征包括均值、RMS、峰度等)	计算过程简便,物理意义明确,可直观反映轴承运行状态变化,但抗噪性能相对有限	适用于退化趋势较为明显、工况相对稳定的场景
频域分析	FFT、功率谱分析、解调谱等	可有效提取特征频率及周期性故障成分,但对非平稳信号的时变信息刻画能力有限	适用于高转速或载荷变化较为明显的工况
时频分析	STFT、WT、HHT 等	能够同时表征信号的时域与频域演化特性,可有效分析非平稳信号,但计算复杂度较高,且对参数选取较为敏感	适用于多载荷、多转速及强噪声等复杂工况

3 健康指标构建

健康指标(Health indicator, HI)是对所提取特征的进一步处理与转化,用于连续、定量地表征滚动轴承的退化状态,并为后续 RUL 预测提供依据。当前主流的 HI 构建策略可分为以下 3 类^[46]。

a) 基于信号处理的方法。此类方法从时域、频域或时频域特征中,选取对退化过程敏感的特征参数(如均方根值、峰值因子、峰度等)作为 HI^[47]。所选指标与轴承振动响应的物理过程存在明确关联,该类方法物理意义明确、可解释性较强,适用于机理明确、工况相对稳定的场景。然而,当退化过程呈现非线性特征时,单一特征参数往往难以全面反映轴承退化状态。

b) 基于传统机器学习的方法。为弥补单一特征表征能力不足的问题,该类方法转而通过多特征融合或相似度量实现 HI 构建,在一定程度上降低了对故障机理先验知识的依赖^[48]。通常利用主成

分分析(Principal component analysis, PCA)等降维算法^[49]融合多维退化特征,或通过欧氏距离、马氏距离等相似度量^[50-51]量化滚动轴承性能退化程度。其优势在于可缓解单一特征的不稳定性,适用于数据规模中等、特征提取较为充分的场景。然而,其结果仍依赖人工特征工程,当工况变化或特征设计质量不佳时,HI 的稳定性与泛化能力受到影响。

c) 基于深度学习的方法。针对人工特征工程依赖性强的问题,此类方法进一步转向自动特征学习,主要沿 2 条路径展开:无监督学习路径,侧重特征融合与相似性度量,其中自动编码器^[52](Autoencoder, AE)凭借编码器-解码器结构的信息压缩与重构能力,得到了广泛应用;监督学习路径,则利用退化过程标签约束 HI 曲线形态,使其遵循预设的退化模型^[53](如线性或指数模型)。该类方法能够自动学习高维特征中的非线性退化表示,表征能力强、适应复杂工况;但可解释性相对较弱,且对数据规模与分布变化敏感。

综上所述,3 类 HI 构建方法复杂度依次递增,在可解释性与表征能力上呈现互补关系。为进一步说明这 3 类 HI 构建方法与后续 RUL 预测之间的

关联,本文选取代表性研究作为典型案例,从单调性、鲁棒性与可解释性等 3 个维度进行对照分析,具体见表 3。

表 3 不同 HI 构建方法特性

方法类别	代表文献	构建思想	单调性	鲁棒性	可解释性	对预测结果的影响
基于信号处理	文献[54]	采用 Protrugram 滤波与包络谱分析提取冲击特征,并结合冲击脉冲法构建 HI	受早期微弱故障特征及噪声干扰,局部易出现非单调起伏	易受环境噪声与工况扰动	较强,所选指标直接对应轴承振动响应的物理冲击机理	早期 HI 局部波动导致预测结果出现阶段性偏差;中后期趋势规律性增强外推预测精度较高
基于传统机器学习	文献[55]	使用 PCA 技术融合多维退化特征,形成综合 HI	多特征融合中和了单一特征的局部波动,整体单调趋势更明显	多特征融合提高了整体抗干扰能力,但受限于人工特征工程	一般,特征融合导致部分原始物理特征的直观性消失	HI 曲线相对平滑,预测结果更稳定
基于深度学习	文献[56]	通过卷积自编码器实现深层特征提取与 HI 映射	能有效拟合非线性退化轨迹,全局单调性优异	取决于模型的特征提取能力与数据规模	较弱,特征表示与具体故障机理缺乏直接的映射关系	能够较好地拟合复杂退化轨迹,有助于提升复杂工况下 RUL 预测的精度与泛化能力

4 滚动轴承 RUL 预测方法

滚动轴承 RUL 预测方法多样,其理论基础、建模假设及应用场景存在差异,建立统一分类体系仍面临一定挑战^[57-58]。为便于系统梳理与比较,本文根据建模依据的不同,将滚动轴承 RUL 预测方法归纳为 3 类:模型驱动方法、信号处理驱动方法和数据驱动方法。

4.1 模型驱动方法

模型驱动方法以对滚动轴承退化过程的机理描述或统计规律刻画为基础,通过建立退化演化模型实现 RUL 的预测,可进一步细分为物理模型和统计模型 2 类。

4.1.1 物理模型

物理模型通过描述滚动轴承的失效机理,刻画裂纹扩展、材料损伤累积及性能退化等过程,进而实现 RUL 预测。该类方法通常以材料力学、断裂力学或接触疲劳理论为基础,强调退化过程与寿命估计之间的物理联系。典型物理模型包括 Paris-Erdogan(PE)模型、损伤力学模型及剥落模型,其中 PE 模型具有代表性^[59]。

PE 模型主要用于描述疲劳裂纹扩展行为。Paris 定律用于量化裂纹扩展速率与应力强度因子范围之间的关系,Erdogan 则对疲劳裂纹扩展规律进行了系统描述。二者结合后,能够很好地模拟滚动轴承在长期循环载荷作用下的裂纹演化过程,为

RUL 估算提供了物理依据。例如,Li 等^[60]在 PE 模型的启发下,提出了一种参数自适应 RUL 预测方法,通过振动信号评估滚动轴承缺陷严重程度并动态调整模型参数,实现了滚动轴承的 RUL 预测。

由此可见,物理模型本质上是将滚动轴承退化过程表述为可计算的损伤演化过程,较直接地反映其退化的内在机理。在机理清晰、参数可辨识和工况相对稳定的场景下,通常具有较好的可解释性和预测性能。当工况复杂多变、材料参数或载荷条件等信息难以准确获取时,模型易与真实退化过程失配,导致预测精度与可靠性下降,表明该类方法的有效性高度依赖于失效机理描述的准确性及关键参数获取的可靠性。

4.1.2 统计模型

统计模型以退化数据及其统计规律为基础,通过建立健康指标、寿命分布或退化状态与 RUL 之间的统计关系实现预测。该类方法基于数理统计理论,强调从数据中挖掘退化特征与寿命之间的统计关联。典型模型包括线性回归、威布尔分布和马尔可夫模型。

线性回归是较早应用于滚动轴承 RUL 预测的方法之一,通常将 HI 作为自变量、RUL 作为因变量建立预测映射关系。该方法实现简单、计算开销较低,适用于 HI 与寿命之间具有明显单调关系的场景。当信号噪声较大或滚动轴承退化规律呈明显非线性特征时,模型预测能力往往受限。针对上述

问题,相关研究主要从信号降噪和特征重构 2 个方面对线性回归进行改进。例如,高彩霞等^[61]先利用集合经验模态分解对振动信号进行降噪处理,再结合线性回归完成滚动轴承 RUL 预测;周玉国等^[62]则通过深度学习提取特征并构建 HI,并利用线性回归模型实现滚动轴承 RUL 预测。这表明线性回归在滚动轴承 RUL 预测中更适合作为基础回归工具,难以独立应对复杂非线性退化过程。

威布尔分布侧重对寿命分布形式的刻画。该方法通过预设寿命服从特定统计分布来估计设备 RUL,因此在寿命分布特征相对明确、退化过程具有一定规律性的场景中具有较强适用性。例如,Kundu 等^[63]采用威布尔加速时间回归模型对滚动轴承寿命分布进行建模,从而实现多工况条件下的 RUL 预测。相比之下,马尔可夫模型关注退化状态之间的概率转移关系,更适用于将滚动轴承退化过程划分为若干离散状态并描述其动态演化的情形。例如,Yan 等^[64]提出改进马尔可夫模型,通过构建退化状态转移过程实现滚动轴承 RUL 预测,获得了较低的预测误差。

从适用条件上看,统计模型更适用于样本规律较明确、状态演化相对平稳的场景。与物理模型相比,统计模型对退化机理的依赖较弱,建模难度相对较低,但其预测性能往往受到分布假设、状态划分方式及样本代表性的影响。当实际退化过程表现出明显的非平稳、非高斯或强突变特征时,模型假设与真实过程之间的偏差容易放大,进而导致预测结果失真。

4.2 信号处理驱动方法

信号处理驱动方法旨在从监测信号中提取能够反映滚动轴承性能退化的特征,并通过趋势外推或在线更新等方式实现 RUL 预测^[65]。传统信号处理方法通常通过时域、频域和时频域分析构建 HI,并根据其变化趋势进行寿命外推。例如,振动信号的 RMS 变化趋势能在一定程度上反映轴承性能衰退

过程,可据此进行寿命外推^[66]。此类方法的优势在于所提取特征通常与振动响应机理具有较明确的对应关系,预测结果物理依据明确,有着较强的可解释性,同时实现相对简单、便于工程部署。然而,其预测性能高度依赖专家经验,尤其体现在特征选择、退化起始点识别及失效阈值设定等环节。当工况复杂多变或信号非平稳性较强时,人工构建的 HI 易出现趋势波动或失真,会导致寿命外推结果偏差增大。也正因如此,近年来研究逐渐将传统信号处理与数据驱动模型相结合,形成“特征提取+模型预测”的 RUL 预测框架^[67-69],这表明传统信号处理的核心价值正逐步由独立预测转向退化特征增强与 HI 构建。

在真实工业环境中,滚动轴承振动信号通常表现出明显的非平稳性和非线性特征,传统信号处理方法在处理此类复杂信号时存在一定局限^[70]。为提高对信号变化的跟踪能力,研究者引入了具有参数在线更新能力的自适应滤波器(Adaptive filter, AF)。在此基础上,为进一步增强对非线性信号的处理能力,相关研究将核函数引入自适应滤波框架中,形成核自适应滤波器^[71](Kernel adaptive filter, KAF)。在滚动轴承 RUL 预测中,KAF 通过核函数映射将输入特征投影至高维空间,在数据流环境下递推更新模型参数,持续跟踪退化过程中的特征变化。

然而,KAF 的性能在很大程度上仍依赖核函数类型及超参数设置(如核宽度、步长等),不恰当的参数设置可能导致性能下降,甚至引发在线更新过程不稳定。此外,在持续在线学习过程中,字典规模可能随着样本数量增长而不断扩张,进而增加计算与存储开销,对模型实时性和长期运行能力带来挑战^[72]。围绕上述局限,现有基于 KAF 的滚动轴承 RUL 预测研究主要从参数优化、方法融合和结构优化等方向进行改进,其主要思路及适用场景如表 4 所示。

表 4 基于 KAF 的滚动轴承 RUL 预测方法的主要改进方向

研究方向	代表文献	主要思路	适用场景
参数优化	文献[73]	在 KAF 框架中引入分数阶导数的长程记忆性,以增强模型对缓慢退化过程中的表征能力	适用于平缓退化、长寿命工况
方法融合	文献[74]	将 KAF 与信息熵、最大相关熵准则结合,以提高模型在复合噪声环境下的鲁棒性	适用于复合噪声、非高斯噪声及脉冲干扰工况
结构优化	文献[75-77]	通过样本稀疏化、核近似或字典约简等方式降低在线学习过程中的计算与存储开销	适用于对实时性要求较高或计算资源受限的场景

4.3 数据驱动方法

目前,数据驱动方法已成为滚动轴承 RUL 预测研究的主流方向,其基本思想是通过算法模型从历史监测数据中学习滚动轴承的退化规律,从而实现 RUL 预测。根据模型复杂度和特征学习方式的不同,现有数据驱动方法可分为传统机器学习方法和深度学习方法 2 类。

4.3.1 传统机器学习方法

传统机器学习方法在滚动轴承 RUL 预测中通常表现为一种典型的“特征工程驱动”范式^[78]。这类方法以人工构建的健康指标为输入,结合支持向量机^[79]、随机森林^[80]等浅层模型,实现 RUL 预测。其优势在于模型结构相对简单、计算效率较高,在健康指标质量较好、样本规模有限的场景下,能够获得较为稳定的预测结果^[81]。然而,该类方法也存在一定局限。当工况变化明显或滚动轴承退化模式多变时,仅依赖专家经验进行健康指标设计,往往难以保证其在不同条件下保持稳定有效。这种不稳定性会直接影响模型的预测准确性,在很大程度上限制传统机器学习方法在复杂工况下的适用性与泛化能力。

传统机器学习方法在 RUL 预测领域仍具有重要价值,其通过构建健康指标与 RUL 之间的可学习映射关系,为后续数据驱动预测模型的发展奠定了重要基础。然而,随着设备工况复杂度不断提升以及预测任务要求日益严苛,依赖人工设计健康指标的传统建模方式,已难以满足复杂场景下设备退化特征精准表征的需求,相关研究也因此逐步转向深度学习方法。

4.3.2 深度学习

深度学习方法主要通过深度神经网络从滚动轴承监测数据中自动学习退化表示,并用于 RUL 预测。现有研究主要围绕退化过程表征与建模、复杂工况泛化能力以及模型可解释性与工程可靠性 3 个方面展开。

在退化过程表征与建模方面,深度学习方法主要从空间特征提取与时序依赖建模 2 个方向推进。卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)凭借局部连接和权值共享机制,能够有效挖掘滚动轴承振动信号中的局部特征,在刻画退化初期或局部损伤阶段的特征演化方面具有一定优势。考虑到滚动轴承退化信号通常具有多尺度、多维度和非平稳等特点,相关研究进一步将三维卷积结构或多尺度特征融合策略引入 CNN 框架,以增强模

型对复杂退化模式的表征能力^[82-83]。相比之下,循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)及其变体更强调对时间历史序列信息进行建模,更适合描述滚动轴承退化过程的长期依赖关系与阶段演化特征。针对滚动轴承退化过程时序相关性强、演化规律复杂等特点,现有研究通过引入长短期记忆结构和双向时序建模,提高了模型对退化规律的捕捉能力及其在噪声环境下的预测鲁棒性^[84-85]。总体来看,CNN 类方法侧重局部退化特征提取,RNN 类方法侧重时序演化规律建模,两者从不同角度提升了深度学习对滚动轴承退化过程的表征能力。

在复杂工况泛化能力方面,不同工况、设备及场景之间的分布差异,限制了深度学习模型在滚动轴承 RUL 预测中的泛化性能。为缓解这一问题,部分研究将迁移学习(Transfer learning, TL)与领域自适应(Domain adaptation, DA)引入深度学习框架,通过迁移已有退化知识或对齐跨域特征分布,在一定程度上提升了模型在新工况下的预测性能^[86-88]。然而,这种提升通常建立在跨域相似性较高的基础上,当工况、设备或场景差异较大时,迁移效果往往明显下降。与此同时,XJTU-SY、IEEE PHM 等公开数据集虽为滚动轴承 RUL 预测提供了验证基础,但工况覆盖相对有限,难以充分支撑模型对复杂工况特征的学习。在航空航天、风力发电和轨道交通等工业场景中,运行工况变化频繁且设备差异明显,进一步增加了模型在滚动轴承 RUL 预测中的跨工况迁移难度。因此,如何在跨工况条件下实现退化特征的稳定表征与有效迁移,仍是制约深度学习工程应用的关键问题。

在可解释性与工程可靠性方面,深度学习模型虽能够实现 RUL 的端到端映射,但其决策依据难以与具体退化机理建立清晰的对应关系,这种“黑箱”特性直接影响模型的工程可信度。为增强模型解释性与工程可靠性,相关研究一方面通过引入注意力机制或门控结构,加强关键时间片段与特征维度对 RUL 预测的贡献^[89-90];另一方面,将物理先验与退化约束融入模型构建,形成物理信息神经网络(Physics-Informed neural network, PINN),以提高模型的物理一致性和演化合理性,降低纯数据驱动方法在工程部署中的不确定性风险^[91-92]。因此,如何增强模型决策过程的可解释性并提升其工程应用可信度,已成为滚动轴承 RUL 预测研究中的重要方向。

4.4 模型评价指标

为定量评估滚动轴承 RUL 预测结果与真实寿命之间的偏差,现有研究通常采用若干误差性能指标进行评价。在噪声干扰、工况变化或寿命尺度差异较大的场景下,还需结合尺度归一化或稳健性相关指标进行综合评价。

a) 均方根误差 (Root mean square error, RMSE): 用于衡量预测 RUL 与真实 RUL 之间的总体偏差,对较大预测误差较为敏感。

b) 平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE): 用于衡量预测误差的平均绝对水平,直观反映平均偏差大小。MAE 越小,模型预测性能越好。

c) 平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE): 用于衡量预测误差的相对量级,适用于寿命尺度相近且真实 RUL 不接近零的情形。MAPE 越小,表示相对误差越小。

d) 对称平均绝对百分比误差 (Symmetric mean

absolute percentage error, SMAPE): 对不同尺度样本的相对误差进行对称化度量,适用于跨工况、跨设备等 RUL 尺度差异较大的对比场景。SMAPE 越小,表示跨工况对比下误差水平越低。

e) 归一化均方根误差 (Normalized RMSE, NRMSE): 在 RMSE 基础上进行尺度归一化,以减弱不同工况或不同寿命区间尺度差异对评价结果的影响,适用于跨工况泛化能力比较。NRMSE 越小,表示模型在不同工况下的预测误差越小。

从评价目的来看,上述指标分别侧重绝对误差、相对误差和跨尺度可比性等不同方面。在滚动轴承 RUL 预测研究中,单一指标往往难以全面反映模型预测性能,通常需要结合多项评价指标,对预测精度、稳健性、跨工况适应能力等进行综合评测^[93]。为进一步比较不同滚动轴承 RUL 预测方法的特点,本文从建模特点、主要优势及核心局限性等方面对各类方法进行了归纳,结果见表 5。

表 5 滚动轴承 RUL 预测方法总结

方法种类	方法类型	建模特点	主要优势	核心局限
模型驱动方法	物理模型	以物理失效机理为基础,建立裂纹扩展、损伤累积等演化方程,通过参数辨识实现寿命外推	可解释性较强;能够表征退化机理;计算开销相对较低	对模型参数和机理假设敏感;工况变化下稳定性受限
	统计模型	以退化数据的统计规律为基础,建立寿命分布或状态转移的统计关系,通过参数估计推断 RUL	形式多样;易于实现;具有一定可解释性	受模型假设约束;对数据分布和状态划分敏感
信号处理驱动方法	传统信号处理方法	通过时域、频域或时频域分析构建 HI,依据退化趋势外推 RUL	可轻量部署;解释性较强;实现相对简单	特征选择和阈值设定依赖专家经验;跨工况预测易漂移;外推误差易累积
	自适应信号处理方法	引入在线参数更新机制与核映射,持续跟踪退化趋势,递推预测 RUL	具有在线更新能力;非线性表征较强;适合在线学习场景	超参数敏感;计算复杂度与样本规模有关;长期运行中存储开销可能增加
数据驱动方法	传统机器学习方法	以人工构建的健康指标为输入,通过浅层模型建立指标与 RUL 之间的映射关系	训练和推理速度较快;适用于小样本;模型可控性较好	依赖人工特征工程;复杂退化模型表征能力有限;泛化能力有限
	深度学习方法	通过深度神经网络自动学习退化表示,端到端预测 RUL	表征能力较强;预测精度较高;扩展能力强	对数据规模和计算能力要求较高;模型复杂;可解释性相对较弱

5 总结与展望

5.1 总 结

本文对滚动轴承 RUL 预测进行了全流程综述,梳理了各环节的研究进展。在故障机理方面,滚动轴承的失效规律与退化演变过程为后续各环节建模提供了物理认知基础。在数据与特征方面,现有公开数据集多源于实验室加速退化试验,难以真实反映复杂工况;时域、频域和时频分析等 3 类特征提取方法各有侧重,需结合工况综合使用。在健康指

标方面,随着方法的演进,健康指标的表征能力得到增强,但可解释性有所下降,在复杂变工况下的稳定性仍有待提升。在预测方法方面,模型驱动方法可解释性强但复杂工况适应性有限;信号处理驱动方法以 KAF 为代表,在非线性、非平稳信号预测中具有一定优势,但字典规模扩张带来的计算与存储开销仍是其主要局限;数据驱动方法预测精度高,但跨工况泛化能力不足、工程部署困难及可解释性较弱。总体来看,3 类 RUL 预测方法各有特点,应结合工况复杂度、数据条件与工程约束综合选用。

5.2 展望

滚动轴承 RUL 预测研究中仍存在若干不足,未来可从以下方面进一步深入探索:

a)提升数据利用效率。针对滚动轴承 RUL 数据集稀少、高质量全寿命周期工业数据难以获取的问题,需发展融合物理失效机理的数据增强与合成技术。通过将轴承疲劳、裂纹扩展等物理模型与生成式模型结合,可在有限样本基础上构建更具代表性和多样性的训练样本。同时,应加强跨设备、跨工况的迁移学习方法研究,实现退化特征与预测模型在不同运行条件下的有效迁移,降低对大量标注数据的依赖。

b)构建鲁棒可解释的 HI 体系。单一传感器信号难以充分反映滚动轴承复杂工况下的退化特征。未来应致力于融合振动、温度、声发射、转速等多源监测信息,结合时域、频域、时频域特征以及故障物理机理,构建具有强鲁棒性、高可解释性的 HI,从而提升其在变载荷、变转速等复杂条件下的稳定表征能力,为实际维护决策提供更可靠的依据。

c)研究在线学习与增量更新方法。现有滚动轴承 RUL 预测模型大多基于历史数据离线训练,难以适应设备长期运行中的性能漂移与状态退化。需要研究轻量化在线学习与增量更新算法,使模型能够依据实时监测数据动态调整参数,重点解决模型在更新过程中的稳定性与遗忘问题,提升其长期预测可靠性。

d)探索模型轻量化与边缘部署技术。当前深度学习滚动轴承 RUL 预测模型普遍存在结构复杂、参数量庞大等问题,难以直接部署在工业边缘设备上。未来应在兼顾预测性能的前提下,系统研究模型剪枝、量化及知识蒸馏等方法,以提升模型的部署效率与运行性能,推动滚动轴承 RUL 预测技术在工业现场的实际应用。

参考文献:

[1] Yan H Y, Zhou H D, Zheng J, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on 1D convolutional neural network and Kolmogorov-Arnold network for industrial Internet [J]. Computers, Materials & Continua, 2025, 83(3): 4659-4677.

[2] Wang T, Li X, Wang W, et al. A spatiotemporal feature learning-based RUL estimation method for predictive maintenance[J]. Measurement, 2023, 214: 112824.

[3] Huang C, Bu S Q, Lee H H, et al. Prognostics and health management for predictive maintenance: a review[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 75: 78-101.

[4] Gao P J, Wang J L, Shi Z Q, et al. Long-term temporal attention neural network with adaptive stage division for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 251: 110218.

[5] Peng K X, Jiao R H, Dong J, et al. A deep belief network based health indicator construction and remaining useful life prediction using improved particle filter[J]. Neurocomputing, 2019, 361: 19-28.

[6] 侯俊琪, 肖松华, 孙蓓蓓. 基于能量分布的自适应超小波变换在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2025, 44(15): 224-234.

[7] Chennana A, Megherbi A C, Bessous N, et al. Vibration signal analysis for rolling bearings faults diagnosis based on deep-shallow features fusion[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 9270.

[8] Gbashi S M, Olatunji O O, Adedeji P A, et al. From academic to industrial research: a comparative review of advances in rolling element bearings for wind turbine main shaft [J]. Engineering Failure Analysis, 2024, 163: 108510.

[9] Sheng S. Wind turbine gearbox reliability database, operation and maintenance research update: NREL/PR-5000-68347 [R/OL]. 2017-02-21. <https://www.nrel.gov/docs/fy17osti/68347.pdf>.

[10] Wang S, Yan L, Du S C, et al. Bearing prognostics and health management based on hybrid physical mechanism and data models: a systematic review[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(5): 052002.

[11] Liu X W, Zhang Z Z, Li Z L, et al. Advancements in bearing health monitoring and remaining useful life prediction: techniques, challenges, and future directions[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(3): 032003.

[12] Ayman A, Onsy A, Attallah O, et al. Feature learning for bearing prognostics: a comprehensive review of machine/deep learning methods, challenges, and opportunities [J]. Measurement, 2025, 245: 116589.

[13] 陈国瑞. 滚动轴承性能退化趋势预测综述[J]. 内燃机与配件, 2022(3):208-210.

[14] Xu F N, Ding N, Li N, et al. A review of bearing failure Modes, mechanisms and causes [J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 152: 107518.

[15] Sadeghi F, Jalalahmadi B, Slack T S, et al. A review of rolling contact fatigue [J]. Journal of Tribology, 2009, 131(4): 041403.

[16] 卞文彬, 邓艾东, 刘东川, 等. 基于改进深度残差收缩网络的风电机组滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12):202-214.

[17] 王东峰, 袁巨龙, 王燕霜, 等. 轴承沟道表面完整性研究进展[J]. 中国机械工程, 2022, 33(18): 2143-2160.

[18] 郭艳平, 龙涛元. 振动信号模型和散度在诊断滚动轴承故障中的应用[J]. 机械设计与制造, 2024(9): 311-315, 319.

[19] 杨岗, 徐五一, 邓琴, 等. 基于振动信号的滚动轴承复合故障诊断研究综述[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2024, 43(1): 48-69.

- [20] He W P, Zi Y Y, Chen B Q, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 54/55: 457-480.
- [21] Xv J, Zheng Y, Liao Z H, et al. A fault features blind separation and extraction technique for weak multi-fault detection in rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 237: 113075.
- [22] 何清波, 李天奇, 彭志科. 旋转机械故障诊断中的振动信号模型综述[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(4): 629-639, 821.
- [23] 关贞珍, 郑海起, 王彦刚, 等. 滚动轴承局部损伤故障动力学建模及仿真[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(6): 950-955, 1036.
- [24] Wang B, Lei Y G, Li N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.
- [25] 隋文涛, 张丹, 金亚军, 等. 滚动轴承的退化状态划分与剩余寿命预测[J]. 机械设计与制造, 2022(12): 301-304.
- [26] 康守强, 杨得济, 王玉静, 等. 二次聚合个性化联邦的不同工况下滚动轴承寿命预测方法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(2): 254-266.
- [27] Guo K, Ma J, Wu J D, et al. Adaptive feature fusion and disturbance correction for accurate remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 138: 109433.
- [28] Zhao X L, Yang Y, Huang Q, et al. Rolling bearing remaining useful life prediction method based on vibration signal and mechanism model[J]. Applied Acoustics, 2025, 228: 110334.
- [29] Hu J, Deng S E. Rolling bearing fault diagnosis based on wireless sensor network data fusion [J]. Computer Communications, 2022, 181: 404-411.
- [30] Liu C D, Zhang L X, Niu J H, et al. Intelligent prognostics of machining tools based on adaptive variational mode decomposition and deep learning method with attention mechanism[J]. Neurocomputing, 2020, 417: 239-254.
- [31] Ni Q, Ji J C, Halkon B, et al. Physics-Informed Residual Network (PIResNet) for rolling element bearing fault diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110544.
- [32] 胡爱军, 许莎, 向玲, 等. 滚动轴承外圈多点故障特征分析[J]. 机械工程学报, 2020, 56(21): 110-120.
- [33] She D M, Luo Y Y, Wang Y T, et al. A meta-transfer-driven method for predicting the remaining useful life of rolling bearing with few shot data[J]. Measurement, 2025, 254: 117882.
- [34] Wang H Q, Li Y, Jin Y, et al. Remaining useful life prediction method enhanced by data augmentation and similarity fusion [J]. Vibration, 2024, 7(2): 560-581.
- [35] 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.
- [36] 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, PHM'12. IEEE, 2012: 1-8.
- [37] Sacerdoti D, Strozzi M, Secchi C. A comparison of signal analysis techniques for the diagnostics of the IMS rolling element bearing dataset[J]. Applied Sciences, 2023, 13(10): 5977.
- [38] Neupane D, Seok J. Bearing fault detection and diagnosis using case western reserve university dataset with deep learning approaches: a review [J]. IEEE Access, 2020, 8: 93155-93178.
- [39] Xie F Y, Wang L L, Zhu H Y, et al. Research on a rolling bearing fault diagnosis method based on multi-source deep sub-domain adaptation[J]. Applied Sciences, 2023, 13(11): 6800.
- [40] Zhao C, Zio E, Shen W M. Domain generalization for cross-domain fault diagnosis: an application-oriented perspective and a benchmark study [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 245: 109964.
- [41] 陈彬, 全宇轩, 刘阁, 等. 旋转设备故障特征提取的研究[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(1): 190-199.
- [42] Mogal S, Bhandare R V, Phalle V M, et al. Fault Diagnosis and Prediction of Remaining Useful Life (RUL) of Rolling Element Bearing: a review state of art[J]. Tribologia-Finnish Journal of Tribology, 2024, 41(1/2): 28-42.
- [43] Prakash Kumar J, Chauhan P S, Prakash Pandit P. Time domain vibration analysis techniques for condition monitoring of rolling element bearing: a review [J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 62: 6336-6340.
- [44] Dhungana H, Rykkje T, Lundervold A S. Bearing prognostics using the PRONOSTIA data: a comparative study[J]. IEEE Access, 2025, 13: 49433-49456.
- [45] 纪国宜, 赵淳生. 振动测试和分析技术综述[J]. 机械制造与自动化, 2010, 40(3): 1-5, 50.
- [46] Zhou J H, Yang J H, Xiang S, et al. Remaining useful life prediction methodologies with health indicator dependence for rotating machinery: a comprehensive review [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3528519.
- [47] 谈智玲, 陈才明, 徐胜朝, 等. 基于振动信号分析的滚动轴承寿命预测方法研究[J]. 华电技术, 2021, 43(5): 36-44.
- [48] Xu Z F, Bashir M, Liu Q S, et al. A novel health indicator for intelligent prediction of rolling bearing remaining useful life based on unsupervised learning model [J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 176: 108999.
- [49] 王栩沂, 丁泽良, 米承继, 等. 一种基于数据驱动和负时间序列 PCA 的滚动轴承健康指标构建方法[J]. 机电工程技术, 2025, 54(5): 103-107, 196.
- [50] 杨潇谊, 吴建德, 马军. 基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 15-24.
- [51] 胡启国, 杜春超, 罗棚. 基于 t-SNE 和核马氏距离的滚动轴承健康状态评估[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(8): 57-61.

- [52] 余道明, 贾民平, 张菀. 一种新型深度自编码网络的滚动轴承健康评估方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48(5): 801-806.
- [53] Liu C, Sun J Z, Liu H, et al. Complex engineered system health indexes extraction using low frequency raw time-series data based on deep learning methods[J]. Measurement, 2020, 161: 107890.
- [54] 李家宝, 张国立, 高宏力, 等. 一种基于冲击识别的轴承监测定量健康指标构建方法[J]. 铁道车辆, 2024, 62(2): 43-49.
- [55] 蒋丽英, 郭濠, 李贺, 等. 基于 PCA 多模型融合的滚动轴承性能退化指标构建[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2024, 41(1): 54-60.
- [56] 焦玲玲, 陈捷, 刘连华. 基于 CAE 和 AGRU 的滚动轴承退化趋势预测[J]. 振动与冲击, 2023, 42(12): 109-117.
- [57] Liu H Y, Mo Z L, Zhang H, et al. Investigation on rolling bearing remaining useful life prediction: a review[C]//2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing). October 26-28, 2018, Chongqing, China. IEEE, 2018: 979-984.
- [58] 张金豹, 邹天刚, 王敏, 等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 1-23.
- [59] Gabrielli A, Battarra M, Mucchi E, et al. Physics-based prognostics of rolling-element bearings: The equivalent damaged volume algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 215: 111435.
- [60] Li Y, Billington S, Zhang C, et al. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13(1): 103-113.
- [61] 高彩霞, 吴彤, 付子义. 线性回归与 EEMD 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(10): 1589-1597.
- [62] 周玉国, 张金超, 孙伊萍, 等. 基于 TET 与 DSRNet-AttBiLSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 振动与冲击, 2024, 43(19): 163-173.
- [63] Kundu P, Darpe A K, Kulkarni M S. Weibull accelerated failure time regression model for remaining useful life prediction of bearing working under multiple operating conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106302.
- [64] Yan J H, Guo C Z, Wang X. A dynamic multi-scale Markov model based methodology for remaining life prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(4): 1364-1376.
- [65] Al Lahham E, Kanaan L, Murad Z, et al. Online condition monitoring and fault diagnosis in wind turbines: a comprehensive review on structure, failures, health monitoring techniques, and signal processing methods [J]. Green Technologies and Sustainability, 2025, 3(2): 100153.
- [66] Huang Z Y, Xu Z G, Ke X J, et al. Remaining useful life prediction for an adaptive skew-Wiener process model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 294-306.
- [67] Zhou K, Tang J. A wavelet neural network informed by time-domain signal preprocessing for bearing remaining useful life prediction[J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 122: 220-241.
- [68] Yin W, Xia H, Zio E, et al. Deep ensemble learning and error correction method for remaining useful life prediction of rolling bearings [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 161: 112128.
- [69] Magadán L, Granda J C, Suárez F J. Robust prediction of remaining useful lifetime of bearings using deep learning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 130: 107690.
- [70] Kumar A, Wylomańska A, Zimroz R, et al. Critical challenges and advances in vibration signal processing for non-stationary condition monitoring [J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65: 103290.
- [71] Karatzinis G D, Boutalis Y S, Van Vaerenbergh S. Aircraft engine remaining useful life prediction: a comparison study of Kernel Adaptive Filtering architectures [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 218: 111551.
- [72] 韩敏, 马俊珠, 任伟杰, 等. 基于核自适应滤波器的时间序列在线预测研究综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(4): 730-746.
- [73] Cui M Y, Gao R R, Peng L B, et al. A fractional-derivative kernel learning strategy for predicting residual life of rolling bearings[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102914.
- [74] Zhang T S, Ye M, Li X F, et al. Fractional derivative kernel recursive generalized maximum correntropy for RUL prediction of rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 217: 111527.
- [75] Kumar K, Pandey R, Karthik M L N S, et al. Robust and sparsity-aware adaptive filters: a review[J]. Signal Processing, 2021, 189: 108276.
- [76] Liu F H, Huang X L, Chen Y D, et al. Random features for kernel approximation: a survey on algorithms, theory, and beyond [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(10): 7128-7148.
- [77] Zhang H, Yang B, Wang L, et al. General Cauchy conjugate gradient algorithms based on multiple random Fourier features [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 1859-1873.
- [78] Das O, Bagci Das D, Birant D. Machine learning for fault analysis in rotating machinery: a comprehensive review[J]. Heliyon, 2023, 9(6): e17584.
- [79] 刘天顺, 谷晓娇, 李时雨. 基于支持向量机和盒维数的滚动轴承状态预测[J]. 沈阳理工大学学报, 2023, 42(3): 82-87.
- [80] 白晓平, 刘雨杭. 基于 K-means 退化识别和随机森林的滚动轴承寿命分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(7): 150-155, 160.
- [81] Shen F, Yan R Q. A new intermediate-domain SVM-based transfer model for rolling bearing RUL prediction[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(3): 1357-1369.
- [82] Wang Z J, Zhai Q Q, Shen L J. Degradation modeling and

RUL prediction in dynamic environments using a Wiener process with an autoregressive rate[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2024, 73(2): 912-921.

[83] Ren L, Cui J, Sun Y, et al. Multi-bearing remaining useful life collaborative prediction: a deep learning approach[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 43: 248-256.

[84] Yang J S, Peng Y Z, Xie J S, et al. Remaining useful life prediction method for bearings based on LSTM with uncertainty quantification[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4549.

[85] 康守强, 周月, 王玉静, 等. 基于改进 SAE 和双向 LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2327-2336.

[86] Zheng Z, Fu J M, Lu C Q, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis of small dataset based on a new optimal transfer learning network[J]. Measurement, 2021, 177: 109285.

[87] Dong Y J, Li Y Q, Zheng H L, et al. A new dynamic model and transfer learning based intelligent fault diagnosis framework for rolling element bearings race faults: Solving the small sample problem[J]. ISA Transactions, 2022, 121: 327-348.

[88] Cheng C, Ma G J, Zhang Y, et al. A deep learning-based remaining useful life prediction approach for bearings [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(3): 1243-1254.

[89] Wang L, Cao H R, Chen X F. Information guided attention network for bearing remaining useful life prediction adaptive to working conditions and fault modes [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 147: 110197.

[90] Liu H, Liu Z Y, Jia W Q, et al. Remaining useful life prediction using a novel feature-attention-based end-to-end approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(2): 1197-1207.

[91] Gong F, Ma P, Zhang H, et al. Rolling bearings remaining useful life estimation using digital twin and physics-informed methods with uncertainty quantification [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 154: 111070.

[92] Kim M, Yoo S, Son S, et al. Physics-informed deep learning framework for explainable remaining useful life prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 143: 110072.

[93] Li H Q, Zhang Z X, Li T M, et al. A review on physics-informed data-driven remaining useful life prediction: Challenges and opportunities [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 209: 111120.

(责任编辑:康 锋)