

基于CiteSpace的剩余使用寿命预测研究热点与可视化分析

张治国¹, 陈晓雅¹, 苏诺亚^{2*}

¹达观数据有限公司, 上海

²上海工程技术大学数理与统计学院, 上海

收稿日期: 2025年9月15日; 录用日期: 2025年10月17日; 发布日期: 2025年10月28日

摘要

剩余使用寿命预测对实现预测性维护、降低运维成本、减少意外停机至关重要, 是提升生产效率、支持科学决策和推动工业智能化转型的关键技术。本文利用CiteSpace对CNKI数据库中1992至2025年的1083篇核心期刊文献进行了文献计量分析。结果显示, 自2018年以来, 剩余使用寿命预测研究显著增长, 主要得益于机器学习和数据分析技术的进步, 研究集中于机械工程、自动化技术、电气工程和航空航天工程等领域。中国研究机构已成为活跃贡献者, 但机构间合作仍有限。显著趋势包括数据驱动方法、深度学习技术(如LSTM、卷积神经网络)的日益采用, 以及在滚动轴承、管道腐蚀和锂离子电池等关键领域的应用。关键词突变分析表明, 研究重点正从粒子滤波等传统方法转向深度学习等新兴技术。本综述详述了中国学者在RUL领域研究的演进轨迹, 揭示了核心研究主题、主导机构和新兴前沿, 同时指出了推进实际应用所面临的挑战与未来机遇。

关键词

剩余使用寿命预测, 故障预测与健康管理, 智能运维, 可视化分析, CiteSpace

Hotspots and Visual Analysis of Remaining Useful Life Prediction Research Based on CiteSpace

Zhiguo Zhang¹, Xiaoya Chen¹, Nuoya Su^{2*}

¹DataGrand Co., Ltd., Shanghai

²School of Mathematics, Physics and Statistics, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: September 15, 2025; accepted: October 17, 2025; published: October 28, 2025

*通讯作者。

文章引用: 张治国, 陈晓雅, 苏诺亚. 基于 CiteSpace 的剩余使用寿命预测研究热点与可视化分析[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(10): 204-220. DOI: 10.12677/csa.2025.1510261

Abstract

Remaining useful life (RUL) prediction is crucial for implementing predictive maintenance, reducing operation and maintenance costs, and minimizing unexpected downtime. It is a key technology for enhancing production efficiency, supporting scientific decision-making, and driving the intelligent transformation of industry. In this paper, we conduct a bibliometric analysis of 1083 core journal articles from the CNKI database (1992~2025) using CiteSpace. The results indicate that since 2018, research on RUL prediction has witnessed significant growth, primarily driven by advancements in machine learning and data analysis technologies. Research efforts are concentrated in fields such as mechanical engineering, automation technology, electrical engineering, and aerospace engineering. Chinese research institutions have emerged as active contributors, although inter-institutional collaboration remains limited. Notable trends include the increasing adoption of data-driven methods and deep learning techniques (such as long short-term memory networks and convolutional neural networks), as well as their applications in critical areas like rolling bearings, pipeline corrosion, and lithium-ion batteries. Keyword burst analysis reveals a shift in research focus from traditional methods, such as particle filtering, to emerging technologies, such as deep learning. This comprehensive review outlines the evolutionary trajectory of RUL research in China, identifies core research themes, leading institutions, and emerging frontiers, and highlights the challenges and future opportunities in advancing practical applications.

Keywords

Remaining Useful Life Prediction, Prognostics and Health Management, Intelligent Operations and Maintenance, Visual Analysis, CiteSpace

Copyright © 2025 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

近年来,工业 4.0 通过集成物联网(Internet of Things, IoT)、大数据分析和智能制造系统等先进技术,极大地重塑了传统制造业。这些技术显著提高了制造效率,帮助公司更好地应对经济、社会和环境挑战[1][2]。剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测通过评估设备当前健康状态,精准预估其未来可靠运行的时间,是实现预测性维护的核心[3]。早期 RUL 预测研究在故障预测与健康管理系统(Prognostics and Health Management, PHM)的发展中发挥了重要作用。时至今日,RUL 预测已成为现代工业智能化运维、实现降本增效和保障系统安全的关键技术。随着 PHM 技术的持续进步,它们正变得不可或缺,通过 RUL 预测实现设备健康状况的实时监控和预防性维护策略,从而有助于减少停机时间和降低维护成本。更为详细的国内外研究可参考综述文献[4]-[10]。

自 2018 年以来,RUL 预测研究呈现显著增长,机器学习、深度学习等人工智能技术的快速发展,以及数字孪生等新兴理念的推动[11][12]。研究高度集中于自动化技术、机械工程、电气工程和航空航天科学与等领域,这些领域对设备可靠性与安全性要求极高,为 RUL 预测技术提供了核心应用场景和发展动力。特别地,中国研究机构已成为该领域活跃的贡献者,但机构间的合作仍较为有限。显著趋势包括数据驱动方法日益普及、深度学习技术(包括但不限于:长短期记忆网络、Long Short-Term Memory (LSTM)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN))的应用增加,以及在滚动轴承、管道腐蚀、

锂离子电池和航空发动机等关键领域的应用拓展[13]-[16]。目前, RUL 预测通常采用三种主要方法: 基于模型的方法、数据驱动方法和混合方法[10]。例如, Saxena 等人利用 NASA 的 C-MAPSS 数据集预测航空涡轮风扇发动机的性能。他们通过使用 LSTM 和 CNN 等数据驱动技术处理复杂的传感器数据, 在预测精度上取得了显著提升[17]。基于模型的技术依赖于物理模型, 使用数学方程来预测剩余使用寿命, 包括: 物理失效模型和状态空间模型。例如, Kalman 于 1960 年提出的卡尔曼滤波器[18]以及后来其他学者提出的扩展卡尔曼滤波器, Gordon 等人于 1993 年提出的粒子滤波器[19]等, 这些方法利用滤波技术模拟随时间变化的状态分布以实现 RUL 预测[20][21]。关于 RUL 预测中基于物理模型的预测方法更为详细的介绍和深入探讨可参见 Cubillo 等人[22]的综述文献。

数据驱动方法试图从历史数据中识别出表明部件健康状态的模式[23]。尽管这些方法需要大量数据集, 但通常更简单且能更好地适应各种场景[24]。常见的研究包括: 基于回归的模型和基于马尔可夫的技术。Widodo 和 Yang 于 2007 年将其应用于 RUL 预测[25]。此外, 人工神经网络(Artificial Neural Network, ANNs) [26]和 LSTM 网络被成功应用于 RUL 预测[27]。Wang 等人[28]和 Ferreira 等人[29]的综述文章进一步讨论了数据驱动方法的最新进展, 涵盖了用于锂离子电池预测的深度学习算法以及基于机器学习的预测过程的通用框架。

混合方法则结合了基于模型和数据驱动的技术, 以提高预测的准确性和可靠性[30]。已有研究成功地将物理模型与机器学习相结合, 利用两者的优势来提升整体性能。混合模型通常受益于多源数据融合和多模型集成[31]。例如, Zio 和 Di Maio 讨论了将粒子滤波器(Particle Filter, PF)与神经网络相结合的方法[32]。关于 RUL 预测中混合方法更为详细的介绍和深入讨论, 可参见 Liao 等人[33]、Wang 等人[34]和 Li 等人[35]的综述文献。

本文聚焦于运用科学计量学方法, 系统分析中国内地学者在国内 RUL 预测领域的研究演进趋势与关键主题, 明确以“中国内地学者的研究图景”为核心研究边界, 避免非内地主导成果干扰分析。中国知网(CNKI)数据库作为国内学术成果的重要集成平台, 为揭示 RUL 预测在中国的发展脉络提供了全面且权威的文献基础。从比较视角看, 国际 RUL 预测研究更侧重模型优化, 而中国内地学者研究聚焦新能源、智能制造等产业, 兼具国际协同性与本土化特征。

本研究基于 CiteSpace 软件, 对 CNKI 数据库中该领域符合上述要求的相关文献进行可视化计量分析, 旨在系统梳理研究发展态势, 识别核心作者群体与研究机构, 挖掘关键知识基础, 并探测前沿热点与新兴研究方向, 从而为该领域的未来发展提供宏观图景与决策参考。但是, 仅依托 CNKI 数据, 未纳入内地学者在国际数据库发表的外文成果, 也未涵盖港澳台学者研究, 可能会影响研究的完整性。

本文的结构如下: 第 2 节介绍科学计量分析的研究数据来源和研究方法; 第 3 节展示 RUL 预测领域研究的科学计量分析结果, 包括发文量趋势、作者合作情况以及机构合作情况; 第 4 节详细讨论研究发现, 深入探讨 RUL 预测领域研究的演变过程; 最后, 第 5 节结论与展望。

2. 研究设计

2.1. 研究数据

本文采集的数据来源于 CNKI 数据库收录的 RUL 预测领域的中文期刊论文作为研究数据。通过中国知网数据库中的高级检索功能, 检索题目设定为“剩余寿命预测”或“剩余使用寿命预测”, 通过初步文献检索, 在知网上能检索到该研究主题最早期刊论文发表于 1992 年, 故文献检索时间范围为 1992 年至 2025 年, 为了提高检索期刊的代表性, 将期刊来源限定北大核心、CSSCI 和 CSCD, 文献类型设定为学术期刊, 共检索出文献 1095 篇, 经过手动筛选, 剔除综述文献等冗余信息, 最终筛选出 1083 篇文献作为研究样本。

2.2. 研究方法

CiteSpace 是由美国德雷塞尔大学陈超美教授团队开发的一款科学计量与知识可视化分析工具，广泛应用于科研文献的大数据计量分析、知识图谱构建与研究前沿探测[36]。本文聚焦中国内地学者的研究图景，基于 CNKI 数据库的期刊文献数据，运用 CiteSpace 软件绘制多维度知识图谱，开展系统性可视化分析。通过构建关键词与研究机构的共现网络及聚类图谱，揭示 RUL 预测领域研究的核心研究主题与知识结构；借助时间线图梳理研究主题的演进路径，展现其动态发展脉络；结合突现词检测技术，识别短期内频次激增的关键词，有效捕捉领域内的新兴趋势与前沿方向。

本文旨在系统呈现内地学者在 RUL 预测领域的研究热点、演化轨迹及未来发展趋势，为相关研究提供理论参考与决策支持。

3. 研究结果与分析

3.1. 期刊文献年发文量分析

RUL 预测是保障装备可靠性、推动智能运维发展的核心技术，其学术发文趋势直观反映领域发展节奏与受关注程度。通过发文量图谱分析，可厘清领域从萌芽到成熟的阶段特征，探究技术演进、产业需求与学术产出的关联逻辑，为把握领域发展脉络提供依据。本文对 1992 年至 2025 年期间 RUL 预测领域研究的年度发文量进行统计分析，结果如图 1 所示，直观反映出近年来 RUL 预测领域研究持续升温的发展态势，为把握其演进节奏与研究周期提供了有力的数据支撑。

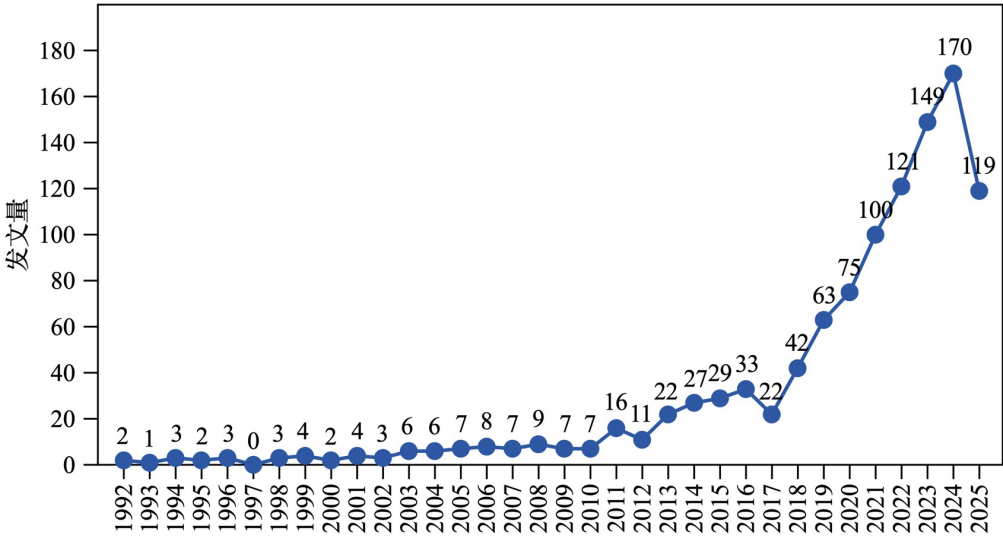


Figure 1. The number of publications in the field of RUL prediction research since 1992
图 1. 1992 年以来 RUL 预测领域研究的发文量

从 RUL 预测领域研究的发文量折线图来看，该领域的研究进展随着时间推移呈现出显著上升的态势。自 1992~2010 年，这一时期发文量长期处于个位数，甚至在 1997 年出现零发文的情况，说明当时 RUL 预测在国内尚属“小众”研究方向，受技术需求、研究基础等限制，未形成广泛的学术关注。2011~2017 年，该领域的发文量处于缓慢积累阶段。这一时期的发文量从个位数逐步攀升，2011 年达 16 篇，后续逐年增长至 33 篇左右。这一阶段，随着航空发动机、锂离子电池等领域对设备可靠性和维护成本控制的需求提升，RUL 预测的实用价值被逐渐认知[37]。同时，传感器技术、信号处理方法的初步发展，为研究提

供了基础支撑，学者关注度逐步提高，领域进入缓慢积累、逐步拓展的阶段。从 2018 年开始，发文量呈现“跨越式”增长。2018 年达 42 篇，2021 年突破 100 篇，2023 年增至 149 篇，2024 年更是达到峰值 170 篇，2025 年截至 8 月 31 日，发文量达 119 篇，仍处于较高水平。这一阶段的爆发式增长，与技术革新和产业需求的双重驱动密切相关。一方面，物联网、大数据、人工智能技术快速发展，为 RUL 预测提供了卷积神经网络、深度学习的技术工具，推动研究方法从传统统计模型向智能算法升级[38]-[40]；另一方面，智能制造、新能源等产业对设备全生命周期管理的迫切需求[41] [42]，使 RUL 预测成为保障装备可靠性、降低运维成本的核心技术之一。

综上，RUL 预测领域研究的国内研究历经多年沉淀，已从小众探索成长为交叉热点，且在技术迭代与产业需求的持续推动下，未来仍有广阔的研究空间。

3.2. 期刊发文作者分析

发文作者分析是洞察学术研究主体贡献格局与合作网络结构的核心环节。通过统计作者的发文数量、合作关系及其在知识网络中的位置，能够识别出领域内的高产作者、核心研究团队与学术带头人。结合作者共现可视化图 2，可进一步揭示科研协作模式、学术传承关系以及关键知识节点的分布特征，为把握研究力量的构成、促进学术交流与团队合作提供数据支持。

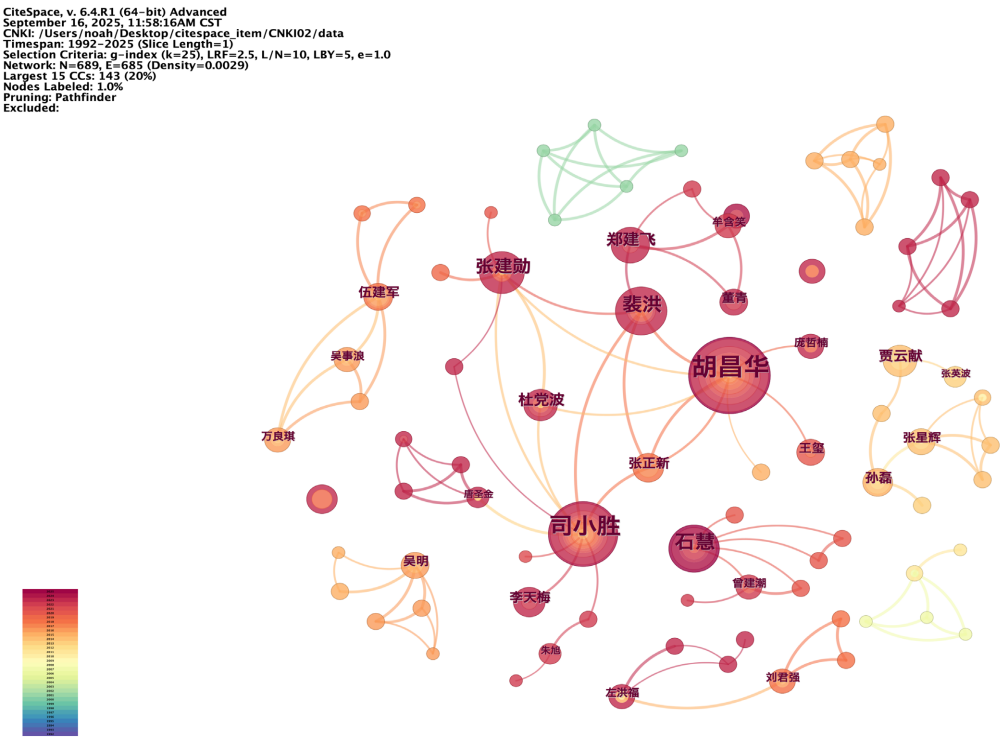


Figure 2. Co-occurrence network of authors in the RUL prediction research field
图 2. RUL 预测领域研究的发文作者共现图谱

从 RUL 预测领域研究的发文作者共现图谱来看，节点数 N 为 689，连线数 E 为 685，网络密度为 0.0029，即在 RUL 预测领域研究中筛选出 689 位作者和 685 条作者之间的连线。但是由于网络密度较小，整体合作密度不高，表明这一领域有重要贡献的研究人员之间的合作较少，大多数作者仅与少数固定合作者联系，并未形成广泛的跨团队或跨机构合作网络。胡昌华、张建勋、司小胜、石慧、蔡忠义、王泽州

等作者节点显著更大,表明其是领域内的核心作者,具备较高发文量与学术影响力。这类核心作者长期聚焦机器学习、双时间尺度特征增强等来预测剩余使用寿命[43],通过持续产出高质量成果,为领域研究奠定基础、明确热点。核心作者周围形成了多个紧密合作的子网络,这些网络内部连线紧密,反映出稳定的研究团队的存在。例如,胡昌华、司小胜、张建勋等成员组成的团队围绕零寿命标签下退化设备 RUL 预测的方法开展协作,推动该领域在深度学习框架下的创新发展。

综述,RUL 预测领域研究已经形成核心作者牵引、团队内部深耕的学术生态,有效保障了研究的深度。但未来亟需促进跨团队交流赋能,拓展该领域的研究广度,为领域发展提供了人才与合作支撑。

3.3. 研究机构分析

研究机构是学术研究的核心组织载体,RUL 预测研究机构的共现关系,能揭示研究力量分布、核心机构集群及合作网络特征。分析机构共现图谱,可明确领域核心研究主体、机构协作模式及不同类型机构的角色共现,为跨机构合作与资源整合提供参考。运用 CiteSpace 软件,根据期刊文献数据绘制研究机构可视化图谱进行分析,设置时间划分为 1992 年至 2025 年,生成的可视化图谱如图 3 所示,以及该领域发文量前 10 的研究机构分布如表 1 所示。

Table 1. Top 10 institutions in terms of the number of publications in the RUL prediction research field
表 1. RUL 预测领域研究的发文量前 10 的研究机构

排名	机构名称	频数
1	火箭军工程大学导弹工程学院	22
2	空军工程大学装备管理与无人机工程学院	16
3	上海交通大学机械与动力工程学院	15
4	南京航空航天大学民航学院	15
5	火箭军工程大学	15
6	太原科技大学电子信息工程学院	15
7	军械工程学院装备指挥与管理系	8
8	河南科技大学机电工程学院	8
9	省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)	8
10	军械工程学院	7

由表 1 可知,高校是 RUL 预测领域研究的绝对主力,主要可以分为两类:航空航天/国防类院校、综合性理工院校。航空航天、国防装备领域对“装备可靠性”、“剩余使用寿命精准预测”的迫切需求直接相关,复杂军工武器、民航飞行器的运维成本高,对 RUL 预测的精准要求严苛,推动航空航天/国防类院校开展针对性研究[44]。以上海交通大学、太原科技大学等为代表的综合性理工院校,主要依托于机械工程、电气工程等优势学科,结合人工智能和大数据等新技术,为 RUL 预测提供跨学科的方法与技术支撑。

从 RUL 预测领域的研究机构共现图谱来看,节点数 N 为 469,连线数为 216,这反映出国内研究机构在该领域已形成多个凝聚性较强的研究群体,且群体间研究方向或合作模式存在明显差异。一方面,该领域的局部合作较为紧密,像火箭军工程大学内部不同学院等部分院校存在明显合作连线,反映出小范围、同领域内的协同研究态势;另一方面,多数机构的合作网络相对“局部化”,全国性、跨领域的密集合作网络尚未充分形成,跨机构、跨区域的大规模合作仍待加强。

CiteSpace, v. 6.4.R1 (64-bit) Advanced
September 16, 2025, 12:48:05PM CST
CNKI: /Users/noah/Desktop/citespace_item/CNKI02/data
Timespan: 1992-2025 (Slice Length=1)
Selection Criteria: g-index (k=25), LRF=2.5, L/N=10, LBY=5, e=1.0
Network: N=469, E=216 (Density=0.002)
Largest 15 CCs: 85 (18%)
Nodes Labeled: 1.0%
Pruning: Pathfinder
Excluded:



Figure 3. Co-occurrence network of publishing institutions in the RUL prediction research field

图 3. RUL 预测领域研究的发文机构共现图谱

综上，RUL 预测领域研究的机构分析既体现了 RUL 预测技术细分和场景细分相结合的研究需求，也意味着未来通过跨校联合攻关、产学研平台共建等方式，可进一步整合资源、突破技术瓶颈，推动领域研究向更系统、更具产业化价值的方向发展。

4. 研究热点分析

研究热点是指在某一学术领域内，受到学者广泛关注并形成集中研究趋势的核心议题或主题。这些热点通常反映了该领域的前沿动态和发展方向，可通过关键词的词频分析加以识别与验证[45]。关键词作为对文献研究主题的高度凝练与概括，集中体现了论文的核心内容与学术焦点，是文献计量学中揭示知识结构、追踪研究趋势的重要指标。高频关键词不仅揭示了领域内的主流研究方向，也直观反映了学术共同体关注的焦点问题，是判断研究热点的关键依据。

4.1. 关键词共现分析

关键词是文献研究主题的高度凝练，RUL 预测领域的关键词共现情况，可以直观展现研究主题关联程度、核心聚焦方向及知识网络结构。通过关键词共现图谱分析，能挖掘相互关联的研究主题，厘清领域发展的逻辑链条，支撑对领域研究整体格局的把握，具体的关键词共现图谱见图 4。

从 RUL 预测领域的关键词共现图谱来看，节点数 $N=515$ ，连线数 $E=616$ 较多，模块度 $Q=0.8469$ 表明聚类机构清晰且区分度高，加权平均轮廓值 $S=0.9851$ 说明各聚类内部同质性强。“剩余使用寿命”是最核心的节点，锚定该领域研究的核心主题，所有衍生研究均围绕如何精准预测设备 RUL 展开，体现该领域研究的聚焦性与目标导向性。“剩余疲劳寿命”聚焦循环载荷下的疲劳损伤场景，是“剩余使用

寿命”在疲劳损伤典型工况下的细分延伸。

“滚动轴承”与“神经网络”、“健康指标”、“故障预测”高频共现，反映滚动轴承作为机械装备系统的核心部件，其 RUL 预测常依托神经网络等智能算法，通过构建健康指标，开展故障预测来实现[46]-[48]。“管道腐蚀”与“输油管道”、“油气管道”、“混凝土”和“复合材料”共现，体现研究聚集石油、天然气、土木结构等多类工程管道，针对不同材料体系的腐蚀失效开展 RUL 预测。“粒子滤波”、“灰色理论”等关键词与“剩余使用寿命”、“管道腐蚀”共现，代表着传统的模型方法，尽管在物联网盛行的大数据时代，有更加智能化的算法，但是传统模型仍具有不可替代的价值。“神经网络”、“深度学习”与“滚动轴承”、“性能退化”共现，体现出了数据驱动的智能方法[49]。大量研究以滚动轴承为对象，利用神经网络提取特征信息，验证智能算法的有效性。

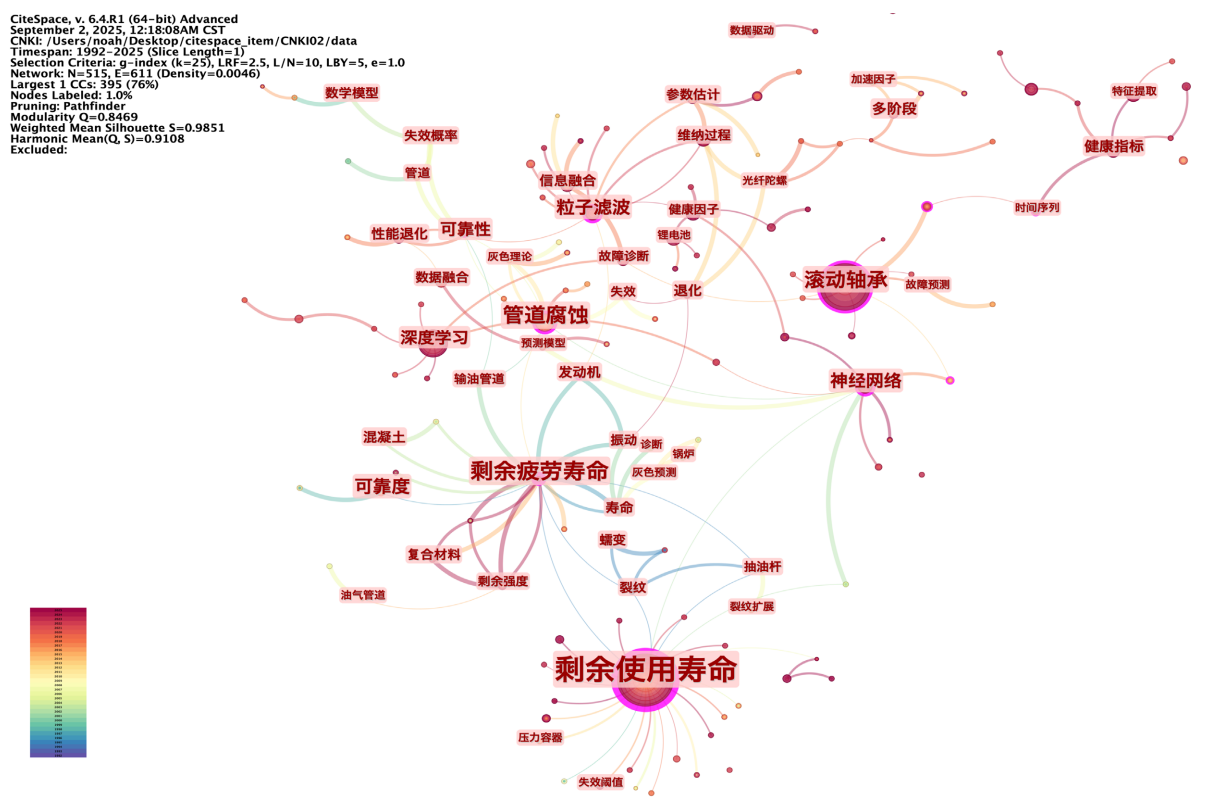


Figure 4. Co-occurrence graph of keywords in the RUL prediction research field
图 4. RUL 预测领域研究的关键词共现图谱

综上,RUL 预测领域研究的关键词共现分析揭示该领域正经历传统模型与智能算法互补融合的阶段,以适配不同场景的预测需求。

4.2. 高频关键词分析

关键词共现分析中的词频与中心性是揭示研究领域核心主题、知识结构及关键转折点的重要指标。词频指某一关键词在特定时间段内出现的次数，高频词通常代表该领域的研究热点或主流方向，反映研究主题的集中程度；中心性则衡量关键词在共现网络中的结构重要性，体现其连接不同研究子群的桥梁作用，中心性值大于 0.1 的节点被视为具有较强知识中介能力的关键节点。二者结合可有效识别既受关注又具影响力的“核心 - 关键”概念。具体高频关键词的统计结果如表 2 所示。

Table 2. High-frequency keywords in the RUL prediction research field
表 2. RUL 预测领域研究的高频关键词

词频	中心性	年份	关键词
326	1.00	1992	剩余使用寿命
172	0.18	2013	滚动轴承
61	0.11	2019	深度学习
36	0.11	2000	管道腐蚀
29	0.04	2012	粒子滤波
22	0.06	1994	剩余疲劳寿命
22	0.04	2002	神经网络
20	0.02	2011	维纳过程

由表 2 可知，核心主题聚焦“剩余使用寿命”本身。“剩余使用寿命”以 326 次的高频次、1.00 的中心性位居首位，且最早出现于 1992 年，既说明 RUL 预测是该领域长期且核心的研究命题，又因中心性最高，成为连接其他研究主题的知识枢纽；“剩余疲劳寿命”作为“剩余使用寿命”特定的一方面，进一步聚焦于机械装备的疲劳损伤，是核心主题的细分延伸。该领域的应用场景大多向工业领域拓展。“滚动轴承”首次研究于 2013 年，频次为 172，中心性为 0.18，是机械转动系统的关键部位，因此其 RUL 预测直接关乎装备的可靠性，成为领域典型应用场景；“管道腐蚀”则将研究场景拓展至制油、化工管道工程领域，体现 RUL 预测在不同工业场景的实用性与价值延伸。RUL 预测方法演进呈现出人工智能与大数据的时代特征。“神经网络”作为经典智能算法，2002 年被引入 RUL 预测，开启数据驱动方法的探索[50]-[52]；“粒子滤波”属于模型与算法结合的方法[53]，适用于非线性、非高斯系统的寿命状态估计，弥补了传统模型的局限性；“深度学习”以 61 的高频次出现，反映近年来人工智能浪潮下，更复杂的深度模型成为领域方法创新的热点，体现方法的前沿性[54]-[56]。此外，“维纳过程”针对工况因素对机械设备退化的影响，引入幂律形式捕捉退化过程与工况的关系，并使用单元极大似然估计算法估计模型参数，为 RUL 预测的概率建模提供理论工具，丰富了方法体系的理论维度。

综上，RUL 预测领域研究的关键词高频特征，既体现了核心主题的长期稳定性，也反映出应用场景的拓展性、方法的时代创新性与研究链条的系统性。

4.3. 关键词聚类分析

关键词聚类分析有助于识别在研究主题、术语使用或方法路径上具有高度关联性的文献群组，从而揭示学科内部的知识结构与研究范式，深化对领域发展脉络、核心议题及演进趋势的理解。通过聚类结果，研究者能够系统把握研究热点的分布格局，识别关键主题及其相互关联[57]。本文采用“关键词”作为标签来源进行聚类分析，运行 CiteSpace 软件生成的聚类图谱如图 5 所示，直观呈现了主要研究主题群及其结构关系。

从 RUL 预测领域研究的关键词聚类图谱来看，模块度 $Q = 0.8469$ ，加权平均轮廓值 $S = 0.9851$ ，表明研究的聚类结构显著，可信度较高，能够较为理想地概括呈现 RUL 预测领域的研究热点。图谱展示了“#0 剩余使用寿命”、“#1 剩余疲劳寿命”、“#2 粒子滤波”、“#3 管道腐蚀”、“#4 滚动轴承”、“#5 神经网络”、“#6 性能退化”、“#7 深度学习”、“#8 健康指标”、“#9 可靠度”共 10 个聚类关键词。

“#0 剩余使用寿命”是最核心的聚类，直接锚定预测设备 RUL 预测领域的核心目标。RUL 预测的本质是通过对设备当前状态与退化规律的分析，量化其从当前时刻到无法正常运行时刻的时间跨度。在

研究演进中,“剩余使用寿命”始终是该领域的轴心。例如,针对球轴承 RUL 预测的新方法,早有研究基于自组织映射与反向传播神经网络,融合多域衰退指标,构建性能数据库并建立预测模型,为复杂设备 RUL 预测提供了新的研究思路[58][59];随着工业 4.0 背景下智能运维需求的升级[60],全生命周期视角下的 RUL 预测被提出,进一步强化了该目标在智能工厂装备管理中的核心地位。

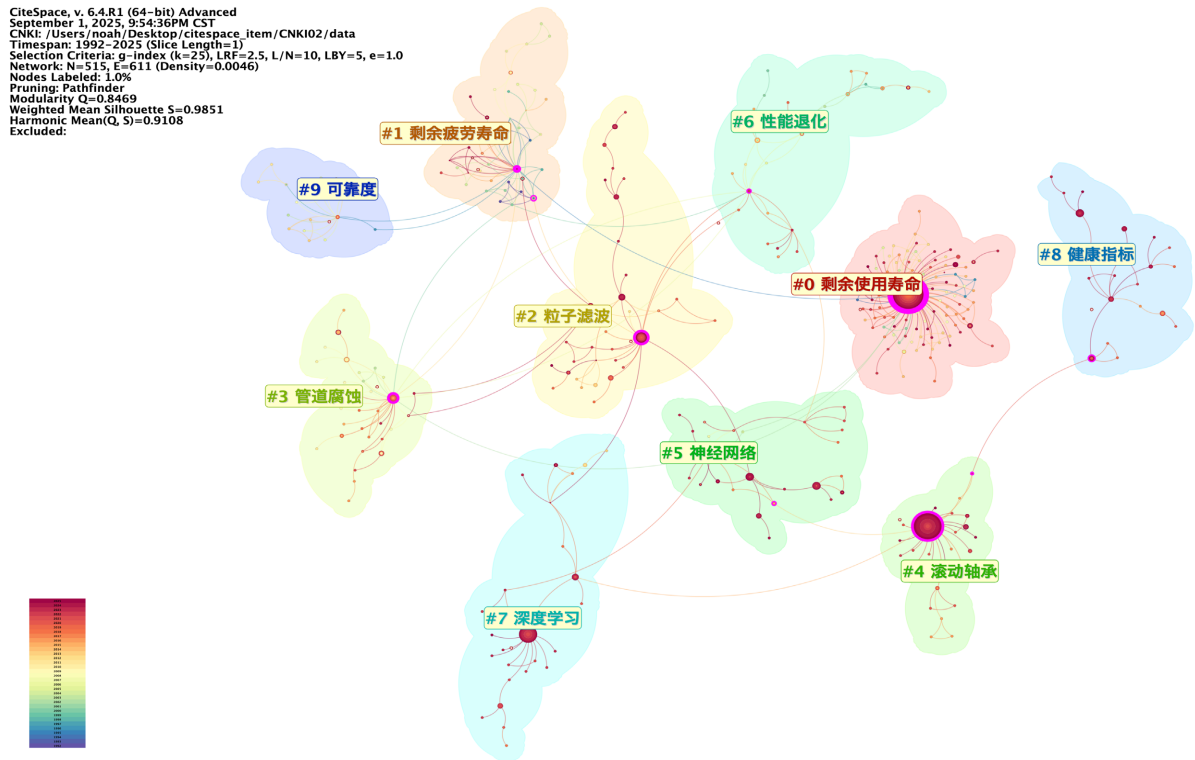


Figure 5. Clustered graph of keywords of the RUL prediction research field
图 5. RUL 预测领域研究的关键词聚类图谱

RUL 预测的研究活力很大程度源于工业领域的差异化需求,“#1 剩余疲劳寿命”、“#3 管道腐蚀”、“#4 滚动轴承”聚类聚焦行业实际需求,直观地体现了行业需求与研究方向的驱动逻辑。“#1 剩余疲劳寿命”特指针对材料或结构在循环载荷下,由于裂纹萌生和扩展而导致失效的 RUL 预测。该聚类主要凸显疲劳损伤在航空航天、轨道交通、重型机械中的普遍性和危险性,并且结合 S-N 曲线、连续损伤力学等疲劳力学机制与预测模型,针对性研究疲劳机制下的 RUL 预测。“#3 管道腐蚀”主要面向石油化工、市政工程等领域,管道长期在化工介质、土壤腐蚀环境下运行,腐蚀会削弱结构强度并引发泄漏等风险,因此管道腐蚀导致寿命衰减是行业的一大痛点。近年来,随着智能传感技术的发展,更多研究利用深度学习算法实现管道腐蚀状态的实时检测与 RUL 的动态预测,推动该领域向智能化发展[61]。“#4 滚动轴承”是机械系统的核心基础部件,风电主轴、机床主轴、汽车传动系统等高度依赖滚动轴承,其失效易引发连锁故障,因此有大量研究围绕滚动轴承的振动信号、温度等监测数据,开展从退化特征提取至寿命预测的全流程探索[62]-[64]。

技术方法的迭代是 RUL 预测领域创新的核心动力,“#2 粒子滤波”、“#5 神经网络”和“#7 深度学习”聚类清晰展现了现代数据驱动的技术发展脉络,呈现出不同技术路径间互补与融合的趋势。“#2 粒子滤波”基于贝叶斯理论与蒙特卡洛模拟,能有效处理非线性、非高斯的设备退化过程。它通过构建设备退化的物理模型和统计模型,结合观测数据推演 RUL,是机理认知与数学模型相结合的研究路径,

在领域早期和中期占据重要地位[65]。“#5 神经网络”和“#7 深度学习”属于数据驱动的智能技术。随着传感器和物联网在工业设备上的广泛部署，传统模型驱动方法在处理高维多源的数据时，面临着机理建模难度大、精度不足的瓶颈，利用神经网络通过学习数据中的退化模式实现预测，深度学习更能高效提取复杂数据的深层特征，进一步提升 RUL 的预测精度[66]。

“#6 性能退化”关注设备从健康到失效的性能衰减过程。从 RUL 预测的本质出发，“性能退化”是预测的关键前提，只有清晰刻画性能退化的规律，才能精准推演剩余寿命[67]。“#8 健康指标”聚类聚焦如何量化设备健康状态。设备的原始监测数据往往无法直接反映健康程度，需通过信号处理、特征提取或多特征融合，构建健康指标。健康指标是连接监测数据与 RUL 预测的核心桥梁：其变化趋势直接对应设备退化进程，为 RUL 预测提供直观且量化的输入依据。“#9 可靠度”聚类体现通过 RUL 预测可进一步量化设备未来一段时间内正常运行的概率，而可靠度是运维决策的核心依据。三个关键词聚类支撑与延伸 RUL 预测，从机理认知、数据转化、工程应用三个维度为 RUL 预测提供从理论可行到实践可用的关键保障，构成预测技术落地的支撑体系[68]。

综上，RUL 预测领域研究的关键词聚类分析揭示该领域研究既保留了可靠性分析、典型装备研究等传统重点，又通过智能技术注入新活力，在技术融合和工业应用的驱动下，将持续为装备智能化运维提供核心技术支撑。

4.4. 关键词时区图分析

关键词时区图谱以时间为维度，动态展现研究主题的演进时序与传播路径。RUL 预测的技术迭代与场景拓展具有明显的时间特征，通过对时区图谱分析，可梳理出该领域的研究热点变迁，揭示技术进步与产业需求对领域研究时序演化的推动作用，为预判未来趋势提供时间维度依据。通过选择时区视图进行可视化分析，得到的关键词时区图如图 6 所示，清晰展现了研究热点的演变路径与阶段性特征。

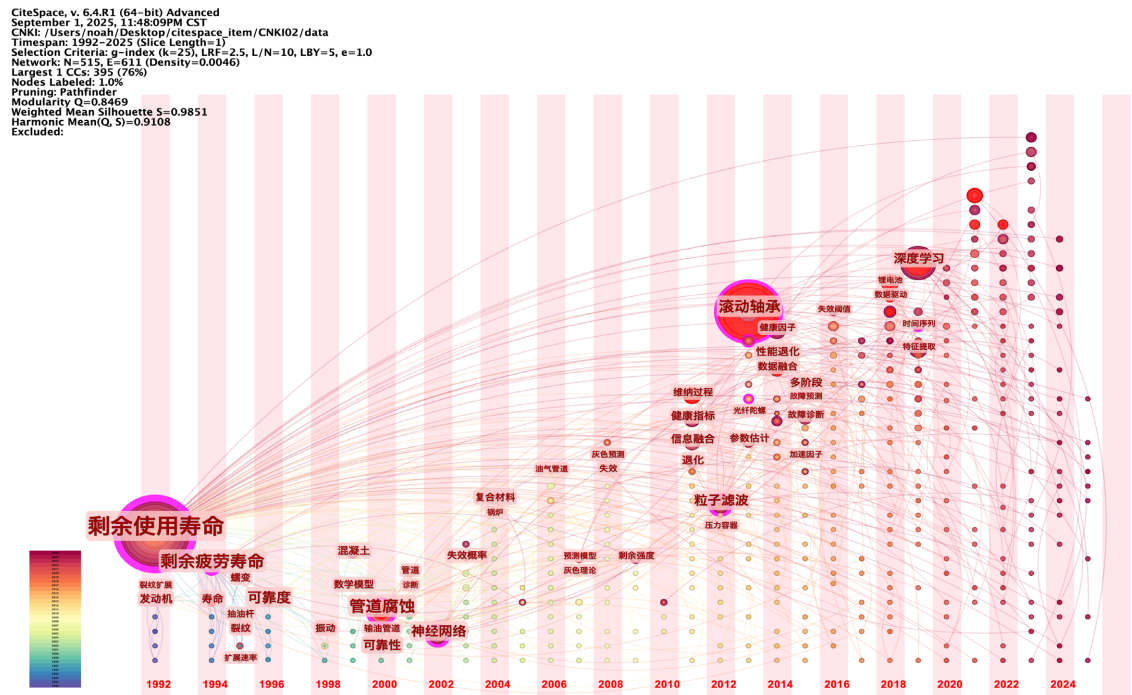


Figure 6. Time zone map of keywords in the RUL research field
图 6. RUL 研究领域关键词时区图谱

根据 CiteSpace 时区图的可视化结果,可以清晰地看出 RUL 预测领域在我国学术研究中的演进脉络与热点迁移规律,该图以时间为横轴,以关键词首次出现的年份为纵轴节点位置,节点大小反映关键词出现的频次,连线表示共现关系,整体呈现出由点及面、由浅入深、由通用到专用的演化特征。

1992~2000 年处于早期奠基阶段,“剩余使用寿命”、“剩余疲劳寿命”、“可靠度”、“管道腐蚀”等关键词集中出现,锚定了该领域发展初期主要以剩余寿命量化为核心目标,并且主要集中于管道、发动机等工业装备的行业场景[69] [70]。这一阶段研究聚焦于基础概念定义与传统工业场景的寿命预测需求,为该领域的发展成果奠定了初期发展的基本框架。2001~2014 年处于中期融合阶段,“神经网络”、“粒子滤波”、“滚动轴承”和“性能退化”等关键词逐步涌现。“神经网络”代表着智能算法开始介入,“粒子滤波”体现出传统模型驱动方法的深化,“滚动轴承”作为典型研究持续受到关注,“性能退化”则聚焦设备从健康到失效的核心机理。三个关键词的联动反映出该领域的研究从早期的概念定义转向技术方法与机理认知的融合,试图通过模型与机理的结合提升预测精度,适应工业装备对寿命预测精准性的进一步需求[71] [72]。2015 年至今则进入智能升级的阶段,“深度学习”、“特征提取”、“数据融合”以及“多阶段”等关键词密集爆发。“深度学习”的节点规模与关联度显著领先,标志人工智能技术成为领域创新核心;“多阶段”和“数据融合”则针对复杂工况下多源数据和动态退化的现实问题,推动研究向智能算法与多源信息融合的方向升级,契合航空航天、智能制造装备等高端装备对 RUL 预测的高精度、实时性的严苛要求[73]。

综上,RUL 预测领域研究的时区图谱完整地呈现了 RUL 预测领域研究从传统模型到智能算法的演化轨迹,技术迭代与工业需求的交互作用持续塑造着该研究热点的时序变迁。

4.5. 关键词突变分析

关键词突变反映研究主题的突发式热度增长,是识别领域前沿热点与新兴趋势的重要手段。分析 RUL 预测领域的关键词突变图谱,可捕捉短期内受关注度急剧上升的研究主题,探究其出现背景,精准把握领域前沿动态与创新方向。在热点模块中,采用“按突现起始年份排序(Sort by the beginning year of burst)”方式,得到相应关键词突现图,如图 7 所示。

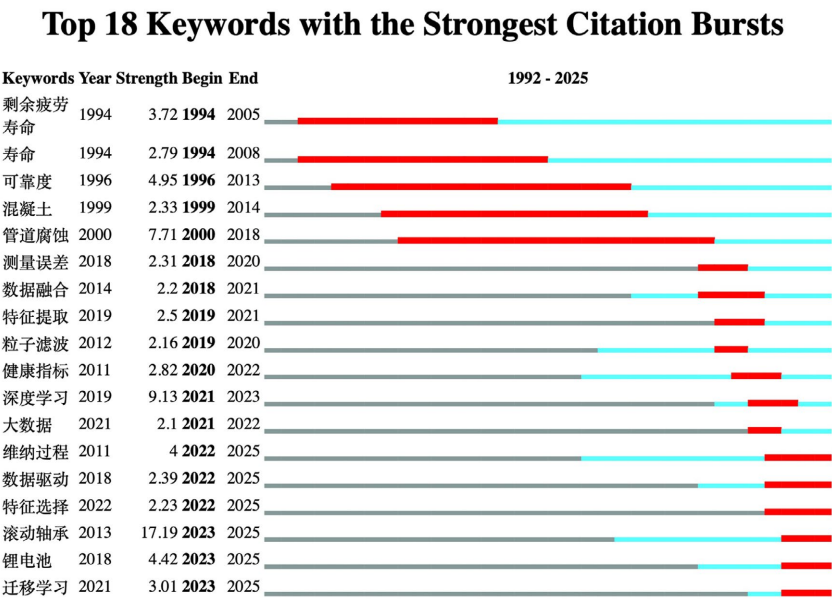


Figure 7. Keywords mutation map in the research field of RUL prediction
图 7. RUL 预测领域研究的关键词突变图谱

关键词突变强度与时间分布直观反映了 RUL 预测研究中心的迭代逻辑。1992~2000 年期间,“剩余疲劳寿命”、“寿命”、“可靠度”、“管道腐蚀”等关键词先后发生突变,尤其是“管道腐蚀”突变强度达 7.71,持续 18 年。这类关键词主要聚焦传统工业场景的可靠性基础研究,“剩余疲劳寿命”和“寿命”锚定量化设备剩余可用时间的核心目标;“可靠度”通过寿命推导设备正常运行的概率,深化了寿命预测与运维决策的关联;“管道腐蚀”针对石化、市政等行业管道因腐蚀而使寿命衰减的典型痛点,为该领域奠定了目标、场景的研究框架。2018 年至今,“滚动轴承”的突变强度为 17.19、“深度学习”的突变强度为 9.13,这两个关键词的突变强度较高,同时也代表了场景与技术两个维度。“滚动轴承”是风电、机床等领域的关键载体,持续聚焦机械系统核心部件;“深度学习”通过挖掘高维数据中的退化模式提升精度,成为 RUL 预测领域创新的核心驱动力。

综上,RUL 预测领域研究的突变关键词时序与强度变化,完整揭示了 RUL 预测领域从基础研究到智能技术与多场景应用的演进轨迹,技术迭代与产业需求的交互作用,持续催生新的研究热点。

5. 结论与展望

本文以 CNKI 数据库中 1992~2025 年中国内地学者发表的 RUL 预测领域研究的相关中文核心期刊文献为研究对象,运用 CiteSpace 软件,构建知识图谱并进行可视化分析,得出了如下结论:

1) 年度发文量趋势分析:1992 年以来,中国内地学者在有关“剩余寿命预测”主题的期刊发文量经历了三个主要发展阶段:萌芽探索、缓慢积累和高质爆发。1992~2010 年发文量较少,处于研究的萌芽阶段;2011~2017 年发文量逐步攀升,研究进入缓慢积累、逐步拓展的阶段;2018 年至今,发文量呈现跨越式增长,随着物联网与人工智能的发展,该研究结合技术革新与产业需求,学术与产业的交叉融合加速了研究热度的爆发。

2) 研究合作机构分布:整体来说,跨机构合作关系较为松散,机构间尚未形成较强凝聚力的科研团队。从已有合作网络来看,高校是研究主力,形成了航空航天/国防类院校、综合性理工院校等多类核心机构集群。

3) 关键词热点分析:中国内地学者的研究围绕“剩余使用寿命”为核心,涵盖“剩余疲劳寿命”、“可靠性”基础理论;拓展寿命预测的技术方法,从粒子滤波到神经网络、深度学习,从传统模型到智能算法;不断创新应用场景,从滚动轴承、管道腐蚀等典型工业场景到锂离子电池和涡轮发动机等新兴领域[74],三方面相辅相成,共同构建该领域的研究链条。

4) 时区图和突现词分析:早期寿命预测方法主要以“粒子滤波”等传统方法为主导,后期“深度学习”、“迁移学习”成为前沿,反映出技术从模型驱动向数据驱动和智能算法升级,体现智能技术革新与产业需求升级对领域研究前沿的双重推动。

由于研究数据仅来源于 CNKI 数据库 1992~2025 年的中文核心期刊文献,未纳入中国内地学者在 Web of Science、Scopus 等国际数据库发表的论文成果,也未涵盖中国港澳台学者的相关研究,导致对中国内地学者国际学术贡献及中国学者群体整体研究格局的刻画不够完整,可能会低估内地学者的国际影响力。后续研究可整合 CNKI 与国际数据库数据,纳入内地学者外文成果及港澳台地区研究,通过中国内地学者和港澳台学者研究的对比分析,更全面呈现中国在该领域的学术地位。

总之,RUL 预测领域研究的发展正受到先进技术与跨学科方法融合的推动,在提升众多行业的设备可靠性与运行效率方面具有巨大潜力。特别是中国内地学者已成为该领域的重要贡献者,其研究成果越来越多地发表于高影响力的国际期刊和会议上。通过优先考虑创新、协作和实际应用,研究界可以持续推动稳健可靠的 RUL 预测模型的发展,使其在现代工业中发挥关键作用。持续努力应对现有挑战并探索新的前沿领域,将确保 RUL 预测成为技术进步和工业改进的基石。

基金项目

中国商业统计学会 2024 年度规划课题一般课题(编号: 2024STY140)。

参考文献

- [1] Lee, J., Bagheri, B. and Kao, H. (2015) A Cyber-Physical Systems Architecture for Industry 4.0-Based Manufacturing Systems. *Manufacturing Letters*, **3**, 18-23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- [2] Kagermann, H. and Wahlster, W. (2022) Ten Years of Industrie 4.0. *Sci*, **4**, Article 26. <https://doi.org/10.3390/sci4030026>
- [3] Wang, Y., Wu, M., Li, X., Xie, L. and Chen, Z. (2025) A Survey on Graph Neural Networks for Remaining Useful Life Prediction: Methodologies, Evaluation and Future Trends. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **229**, Article ID: 112449. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2025.112449>
- [4] Lei, Y., Li, N., Guo, L., Li, N., Yan, T. and Lin, J. (2018) Machinery Health Prognostics: A Systematic Review from Data Acquisition to RUL Prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **104**, 799-834. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.11.016>
- [5] 李炳金, 韩晓霞, 张文杰, 等. 锂离子电池剩余使用寿命预测方法综述[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(4): 1266-1276.
- [6] 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.
- [7] 罗欢, 张定华, 罗明. 航空难加工材料切削刀具磨损与剩余寿命预测研究进展[J]. 中国机械工程, 2021, 32(22): 2647-2666.
- [8] Lee, J., Wu, F., Zhao, W., Ghaffari, M., Liao, L. and Siegel, D. (2014) Prognostics and Health Management Design for Rotary Machinery Systems—Reviews, Methodology and Applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **42**, 314-334. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.06.004>
- [9] Kordestani, M., Saif, M., Orchard, M.E., Razavi-Far, R. and Khorasani, K. (2021) Failure Prognosis and Applications—A Survey of Recent Literature. *IEEE Transactions on Reliability*, **70**, 728-748. <https://doi.org/10.1109/tr.2019.2930195>
- [10] Liu, Y., Wen, J. and Wang, G. (2025) A Comprehensive Overview of Remaining Useful Life Prediction: From Traditional Literature Review to Scientometric Analysis. *Machine Learning with Applications*, **21**, Article ID: 100704. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2025.100704>
- [11] 王雅君, 崔海峰, 刘云松, 等. 基于数字孪生和 Informer-LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(7): 135-140.
- [12] Ma, H., Fan, C., Zhang, Y., Wang, Q., Yu, K. and Ma, Z. (2025) Digital Twin-Inspired Methods for Rotating Machinery Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction: A State-of-the-Art Review and Future Challenges. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **232**, Article ID: 112770. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2025.112770>
- [13] 党伟超, 李涛, 白尚旺. 基于 LSTM 网络的 Web 软件系统实时剩余寿命预测[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(7): 253-258.
- [14] 党伟超, 李涛, 白尚旺, 等. 基于自注意力长短期记忆网络的 Web 软件系统实时剩余寿命预测方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2346-2351.
- [15] Deng, S. and Zhou, J. (2024) Prediction of Remaining Useful Life of Aero-Engines Based on CNN-LSTM-Attention. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, **17**, Article No. 232. <https://doi.org/10.1007/s44196-024-00639-w>
- [16] Lopez-Salazar, C., Ekwaro-Osire, S., Dabetwar, S. and Alemayehu, F. (2025) A Comprehensive Framework for Estimating the Remaining Useful Life of Li-Ion Batteries under Limited Data Conditions with No Temporal Identifier. *Reliability Engineering & System Safety*, **253**, Article ID: 110517. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110517>
- [17] Saxena, A., Goebel, K., Simon, D. and Eklund, N. (2008) Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation. 2008 *International Conference on Prognostics and Health Management*, Denver, 6-9 October 2008, 1-9. <https://doi.org/10.1109/phm.2008.4711414>
- [18] Kalman, R.E. (1960) A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, **82**, 35-45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- [19] Gordon, N.J., Salmond, D.J. and Smith, A.F.M. (1993) Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation. *IEE Proceedings F*, **140**, 107-113.
- [20] Daigle, M., Saha, B. and Goebel, K. (2012) A Comparison of Filter-Based Approaches for Model-Based Prognostics. 2012 *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, 3-10 March 2012, 1-10. <https://doi.org/10.1109/aero.2012.6187363>

- [21] Lei, Y., Lin, J., He, Z. and Zuo, M.J. (2013) A Review on Empirical Mode Decomposition in Fault Diagnosis of Rotating Machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **35**, 108-126. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.09.015>
- [22] Cubillo, A., Perinpanayagam, S. and Esperon-Miguez, M. (2016) A Review of Physics-Based Models in Prognostics: Application to Gears and Bearings of Rotating Machinery. *Advances in Mechanical Engineering*, **8**, 1-21. <https://doi.org/10.1177/1687814016664660>
- [23] Gebraeel, N., Lei, Y., Li, N., et al. (2023) Prognostics and Remaining Useful Life Prediction of Machinery: Advances, Opportunities and Challenges. *Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics*, **2023**, 1-12.
- [24] Wang, T., Yu, J.B., Siegel, D. and Lee, J. (2008) A Similarity-Based Prognostics Approach for Remaining Useful Life Estimation of Engineered Systems. 2008 *International Conference on Prognostics and Health Management*, Denver, 6-9 October 2008, 1-6. <https://doi.org/10.1109/phm.2008.4711421>
- [25] Widodo, A. and Yang, B. (2007) Support Vector Machine in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **21**, 2560-2574. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.12.007>
- [26] Gebraeel, N.Z., Lawley, M.A., Li, R. and Ryan, J.K. (2005) Residual-Life Distributions from Component Degradation Signals: A Bayesian Approach. *IIE Transactions*, **37**, 543-557. <https://doi.org/10.1080/07408170590929018>
- [27] 王玉静, 李少鹏, 康守强, 等. 结合 CNN 和 LSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(3): 439-446+617.
- [28] Wang, S., Jin, S., Bai, D., Fan, Y., Shi, H. and Fernandez, C. (2021) A Critical Review of Improved Deep Learning Methods for the Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries. *Energy Reports*, **7**, 5562-5574. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.08.182>
- [29] Ferreira, C. and Gonçalves, G. (2022) Remaining Useful Life Prediction and Challenges: A Literature Review on the Use of Machine Learning Methods. *Journal of Manufacturing Systems*, **63**, 550-562. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.05.010>
- [30] Zio, E. (2009) Reliability Engineering: Old Problems and New Challenges. *Reliability Engineering & System Safety*, **94**, 125-141. <https://doi.org/10.1016/j.res.2008.06.002>
- [31] Lei, Y., Jia, F., Lin, J., Xing, S. and Ding, S.X. (2016) An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **63**, 3137-3147. <https://doi.org/10.1109/tie.2016.2519325>
- [32] Zio, E. and Di Maio, F. (2010) A Data-Driven Fuzzy Approach for Predicting the Remaining Useful Life in Dynamic Failure Scenarios of a Nuclear System. *Reliability Engineering & System Safety*, **95**, 49-57. <https://doi.org/10.1016/j.res.2009.08.001>
- [33] Liao, L. and Kottig, F. (2014) Review of Hybrid Prognostics Approaches for Remaining Useful Life Prediction of Engineered Systems, and an Application to Battery Life Prediction. *IEEE Transactions on Reliability*, **63**, 191-207. <https://doi.org/10.1109/tr.2014.2299152>
- [34] Wang, H., Li, B., Gong, J. and Xuan, F. (2023) Machine Learning-Based Fatigue Life Prediction of Metal Materials: Perspectives of Physics-Informed and Data-Driven Hybrid Methods. *Engineering Fracture Mechanics*, **284**, Article ID: 109242. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2023.109242>
- [35] Li, H., Zhang, Z., Li, T. and Si, X. (2024) A Review on Physics-Informed Data-Driven Remaining Useful Life Prediction: Challenges and Opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **209**, Article ID: 111120. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111120>
- [36] Chen, C. (2004) Searching for Intellectual Turning Points: Progressive Knowledge Domain Visualization. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **101**, 5303-5310. <https://doi.org/10.1073/pnas.0307513100>
- [37] 刘君强, 谢吉伟, 左洪福, 等. 基于随机 Wiener 过程的航空发动机剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2015, 36(2): 564-574.
- [38] 李志高, 徐冉, 王欣, 等. 基于深度学习的装备系统剩余寿命预测研究综述[J]. 机床与液压, 2025, 53(14): 33-45.
- [39] 张继冬, 邹益胜, 邓佳林, 等. 基于全卷积层神经网络的轴承剩余寿命预测[J]. 中国机械工程, 2019, 30(18): 2231-2235.
- [40] 屈超雄, 夏小东, 张洋, 等. 融合注意力机制与时空图卷积网络的航空发动机剩余使用寿命预测[J]. 计算机应用, 2025, 45(S1): 372-376.
- [41] 李银, 王建峰, 莫伟权, 等. 基于数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测综述[J/OL]. 电源学报: 1-16. <https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20230613.1715.002>, 2025-08-30.
- [42] 王瀛洲, 倪裕隆, 郑宇清, 等. 基于 ALO-SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1445-1457+1550.

- [43] 张波, 胡昌华, 张浩, 等. 机器学习应用于随机退化设备剩余寿命预测的综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(9): 1783-1790.
- [44] 郭忠义, 李永华, 李关辉, 等. 装备系统剩余使用寿命预测技术研究进展[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(3): 341-364.
- [45] Chen, C. (2016) CiteSpace: A Practical Guide for Mapping Scientific Literature. Nova Science Publishers Hauppauge.
- [46] 郑凯, 李少波. 基于联想神经网络的轴承剩余使用寿命预测[J]. 机械设计与制造, 2020(11): 203-206.
- [47] 申中杰, 陈雪峰, 何正嘉, 等. 基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2013, 49(2): 183-189.
- [48] 曹正志, 叶春明. 考虑转动周期的轴承剩余使用寿命预测[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(8): 2743-2750.
- [49] 康守强, 叶立强, 王玉静, 等. 基于 MCEA-KPCA 和组合 SVR 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1365-1371.
- [50] 陈保家, 郭凯敏, 陈法法, 等. 基于残差 NLSTM 网络和注意力机制的航空发动机剩余使用寿命预测[J]. 航空动力学报, 2023, 38(5): 1176-1184.
- [51] 丁劲涛, 罗美君, 吕晓兵, 等. 航空锂离子电池剩余容量及 RUL 预测建模[J]. 电池, 2019, 49(4): 329-333.
- [52] 李杰, 贾渊杰, 张志新, 李润然. 基于融合神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J]. 推进技术, 2021, 42(8): 1725-1734.
- [53] Kalman, R.E. (1960) A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, **82**, 35-45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- [54] Pan, J., Sun, B., Wu, Z., Yi, Z., Feng, Q., Ren, Y., *et al.* (2024) Probabilistic Remaining Useful Life Prediction without Lifetime Labels: A Bayesian Deep Learning and Stochastic Process Fusion Method. *Reliability Engineering & System Safety*, **250**, Article ID: 110313. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110313>
- [55] Ren, X., Qin, Y., Wang, B., Cheng, X. and Jia, L. (2024) A Complementary Continual Learning Framework Using Incremental Samples for Remaining Useful Life Prediction of Machinery. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **20**, 14330-14340. <https://doi.org/10.1109/tii.2024.3450077>
- [56] Rosenblatt, F. (1958) The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, **65**, 386-408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
- [57] Chen, C. (2005) CiteSpace II: Detecting and Visualizing Emerging Trends and Transient Patterns in Scientific Literature. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, **57**, 359-377. <https://doi.org/10.1002/asi.20317>
- [58] 奚立峰, 黄润青, 李兴林, 等. 基于神经网络的球轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2007(10): 137-143.
- [59] Xu, A., Wang, R., Weng, X., Wu, Q. and Zhuang, L. (2025) Strategic Integration of Adaptive Sampling and Ensemble Techniques in Federated Learning for Aircraft Engine Remaining Useful Life Prediction. *Applied Soft Computing*, **175**, Article ID: 113067. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113067>
- [60] Xu, L.D., Xu, E.L. and Li, L. (2018) Industry 4.0: State of the Art and Future Trends. *International Journal of Production Research*, **56**, 2941-2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>
- [61] Zheng, Y., Chen, L., Bao, X., Zhao, F., Zhong, J. and Wang, C. (2025) Prediction Model Optimization of Gas Turbine Remaining Useful Life Based on Transfer Learning and Simultaneous Distillation Pruning Algorithm. *Reliability Engineering & System Safety*, **253**, Article ID: 110562. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110562>
- [62] 张建宇, 王留震, 肖勇, 等. 滚动轴承的退化特征信息融合与剩余寿命预测[J]. 中国机械工程, 2025, 36(7): 1553-1561.
- [63] 张发振, 张清华, 秦宾宾, 等. 基于 CNN-Transformer 网络融合时频域的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 机床与液压, 2025, 53(14): 7-14.
- [64] 赵志宏, 张然, 孙诗胜. 基于关系网络的轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(7): 1549-1557.
- [65] 赵申坤, 姜潮, 龙湘云. 一种基于数据驱动和贝叶斯理论的机械系统剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(12): 115-124.
- [66] 李晓黎. 人工智能技术在机器设备剩余使用寿命预测中的应用[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2022, 45(3): 622-630.
- [67] Yin, C., Li, Y., Wang, Y. and Dong, Y. (2025) Physics-Guided Degradation Trajectory Modeling for Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **224**, Article ID: 112192. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.112192>
- [68] He, D., Zhao, J., Jin, Z., Huang, C., Yi, C. and Wu, J. (2025) DCAGGCN: A Novel Method for Remaining Useful Life

Prediction of Bearings. *Reliability Engineering & System Safety*, **260**, Article ID: 110978.

<https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.110978>

- [69] 刘浩, 王忠谦, 孙旭光. 老化火电设备的剩余寿命预测法[J]. 汽轮机技术, 1992(2): 42-46.
- [70] 龙建雄. 利用机油光谱数据预测发动机剩余工作寿命[J]. 长沙铁道学院学报, 1992(4): 22-28.
- [71] 王兆强, 胡昌华, 王文彬, 董广静. 基于 Wiener 过程的钢厂风机剩余使用寿命实时预测[J]. 工程科学学报, 2014, 36(10): 1361-1368.
- [72] Zhang, Z., Song, W., Wu, Q., Sun, W., Li, Q. and Jia, L. (2025) A Novel Local Enhanced Channel Self-Attention Based on Transformer for Industrial Remaining Useful Life Prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **141**, Article ID: 109815. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109815>
- [73] 朱振威, 苗嘉伟, 祝夏雨, 等. 基于机器学习方法的锂电池剩余寿命预测研究进展[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(9): 3134-3149.
- [74] 宋亚, 夏唐斌, 郑宇, 等. 基于 Autoencoder-BLSTM 的涡扇发动机剩余寿命预测[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(7): 1611-1619.