

面向工程机械的数字孪生与PHM融合技术综述

葛韩越, 王海涛*, 张蕉蕉, 江琦

陆军工程大学野战工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年9月16日; 录用日期: 2026年10月9日; 发布日期: 2026年10月16日

摘要

针对工程机械在恶劣多变工况下传统故障预测与健康管理的PHM面临动态适应性差、故障样本稀缺、机理解释困难及闭环决策弱等瓶颈, 本文系统综述数字孪生与PHM的深度融合进展, 梳理面向工程机械的DT-PHM通用参考架构, 并分析其向“云-边-端”协同、微服务解耦、多维物理映射的演进趋势; 同时以机理与数据深度融合为主线, 剖析了基于实时数据的孪生模型动态修正、虚实协同故障诊断、物理内嵌机器学习寿命预测以及面向维修决策的健康评估与策略优化四类代表性前沿方法, 为工程机械从被动维护向全局最优预测性维护转型提供理论支撑与工程指南。

关键词

工程机械, 数字孪生, 故障预测与健康管理的PHM, 机理-数据融合, 预测性维护

A Review on the Integration of Digital Twin and PHM for Construction Machinery

Hanyue Ge, Haitao Wang*, Jiaojiao Zhang, Qi Jiang

College of Field Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing Jiangsu

Received: September 16, 2026; accepted: October 9, 2026; published: October 16, 2026

Abstract

Aiming at the bottlenecks of traditional Prognostics and Health Management (PHM) for construction machinery under harsh and variable operating conditions, including poor dynamic adaptability, scarce fault samples, difficulties in mechanism interpretability, and inadequate closed-loop decision-making, this paper systematically reviews the progress of deep integration between digital twin (DT) and PHM. A general reference architecture of DT-PHM for construction machinery is proposed, and its evolution trends toward cloud-edge-end collaboration, microservice decoupling, and multi-dimen-

*通讯作者。

文章引用: 葛韩越, 王海涛, 张蕉蕉, 江琦. 面向工程机械的数字孪生与PHM融合技术综述[J]. 机械工程与技术, 2026, 15(5): 558-565. DOI: 10.12677/met.2026.155053

sional physical mapping are summarized. Taking the deep integration of mechanism and data as the main thread, this paper further analyzes four representative cutting-edge approaches: dynamic correction of twin models based on real-time data, virtual-physical collaborative fault diagnosis, physics-embedded machine-learning-based remaining-useful-life prediction, as well as health assessment and strategy optimization for maintenance decision-making. This research provides theoretical support and engineering guidance for the transformation of construction machinery from reactive maintenance to globally optimal predictive maintenance.

Keywords

Construction Machinery, Digital Twin, Prognostics and Health Management (PHM), Mechanism-Data Fusion, Predictive Maintenance

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

随着工程建设与运维体系向信息化、智能化加速演进，各类重大工程项目与应急抢险任务的常态化开展，工程机械作为基础设施建设和应急保障的核心力量，正朝着集成化、精密化、智能化方向快速转型。设备结构的复杂化、功能的集成化，使其故障模式呈现多源化、耦合化特征；而高负荷施工作业与抢险救援任务对设备可靠性的极端依赖，要求工程机械在复杂恶劣环境下具备持续稳定的作业能力，任何非计划停机都可能导致工期延误、经济损失或救援受阻。长期工程实践反复证明，工程机械的完好率直接制约着施工队伍的作业效率与任务完成能力。相关研究表明，维修保障效率已成为决定设备持续可用能力的关键因素，设备管理的重心正从单纯的更新换代转向状态维持与再生能力建设。因此，如何准确把握工程机械健康状态、及时发现潜在故障、预测剩余寿命并制定最优维修保障方案，已成为提升设备保障能力的重要课题，也为数字孪生与 PHM 融合技术在工程机械领域的应用提供了紧迫的现实需求牵引。

从技术特征来看，当前工程机械作业环境较为恶劣，设备常年处于沙尘、泥泞、高温高寒以及强电磁干扰等极端条件之下，对可靠性与环境适应性提出了严苛要求。工程机械具有显著的多品种、小批量特征，型号繁多而单一型号的装备数量有限，导致故障模式既需遵循通用规律，又必须兼顾特定任务剖面下的独特表现。

故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)技术通过实时状态监测、智能故障诊断与剩余使用寿命预测，使装备维护向事前预测转变。李思雨等人[1]系统阐述了 PHM 技术从航空航天领域扩展至多工业领域的应用历程，指出其已成为提升复杂装备可靠性的核心技术手段。虽然 PHM 技术在航空、航天等领域已取得较为成熟的应用，但在现有工程机械领域研究落地应用仍存在诸多局限，如表 1 所示：

Table 1. Analysis of limitations of existing technologies

表 1. 现有技术局限性分析

局限性维度	核心问题	对设备的影响
工况边界	模型对多变工况的泛化能力不足	复杂环境下诊断、预测精度急剧下降
数据稀缺	故障样本极度匮乏，标注困难	数据驱动方法难以有效训练
机理复杂	多因素耦合退化，部分参数涉密	物理模型构建困难，精度难以保证

续表

动态适应	缺乏在线自适应更新机制	模型性能随时间和环境变化而衰减
资源约束	实时性要求与有限算力、通信的矛盾	高精度算法难以在边缘端部署
标准缺失	数据格式、接口、评估标准不统一	系统间互操作性差, 形成信息孤岛

数字孪生(Digital Twin, DT)概念的提出[2]及其向工业领域的渗透, 为解决上述痛点提供了关键使能平台。数字孪生通过构建物理实体的多维、高保真虚拟副本, 实现了机理模型与多源传感数据的深度融合与双向闭环。储振航等人[3]指出, 装备数字孪生体的迭代更新能力是实现装备全生命周期状态同步与精准预测的关键。石健等人[4]进一步提出, 将多维数字孪生模型构建、虚实空间多维数据映射、孪生体状态一致性度量与模型高效迭代修正、基于多域特征的系统健康评估与预测作为数字孪生驱动 PHM 的核心关键技术体系。在此背景下, 本文旨在对国内外关于工程机械数字孪生与预测及健康管理融合的最新研究成果进行系统性综述, 理清技术架构脉络, 归纳核心融合方法, 希望为该领域的后续研究与工程落地提供参考。

2. 工程机械数字孪生 PHM 系统架构与演进

虽然工程机械种类繁多, 其结构组成与作业机理差异显著, 但从数字孪生与 PHM 技术相融合的底层逻辑来看, 将其物理空间映射至虚拟空间并进行全生命周期管理的系统架构具有高度的一致性。针对现有不同装备提出的多种 DT-PHM 架构, 系统梳理相关文献, 首先提炼了一种通用架构, 进而针对工程机械特有的复杂工况与运维痛点, 从算力部署、系统组织与映射粒度三个维度, 探讨了该架构的演进趋势。

2.1. 数字孪生 PHM 系统融合通用架构提炼

基于陶飞等提出的数字孪生五维模型[5], 本文归纳出适用于工程机械的通用架构, 如图 1 所示。

(1) 边缘感知层

边缘感知层位于装备端, 主要负责工程机械运行状态、环境状态、任务状态和故障征兆的实时采集与初步处理。与一般工厂设备不同, 工程机械通常包含复杂的机、电、液耦合系统, 且长期承受多变、极端的冲击载荷。因此, 该层不仅包含实体装备本体, 还包括各类物理传感器(振动、温度、压力、油液传感器等)、数据采集模块、边缘计算节点与通信模块。

(2) 数据融合层

数据融合层是系统的数据枢纽, 主要负责对边缘感知层上传的实时数据, 以及装备历史故障数据、维修记录、设计参数、试验数据、使用档案、任务记录和保障资源数据等多源异构数据进行统一管理和融合处理。该层主要依托边缘网关与无线通信技术(如 5G/4G、LoRa), 实现振动、压力、温度、油液颗粒度等多源异构数据的实时传输。同时, 该层需具备基础的数据清洗与时序对齐功能, 以剔除强噪声干扰下的无效数据。

(3) 孪生模型层

这是实现虚实映射的核心层。工程机械的高保真孪生模型通常包含实现 3D 可视化的几何模型、反映装备力学、热力学特性的物理模型(如有限元、多体动力学模型)、描述装备在不同载荷下响应机理的行为模型, 以及融合专家经验与故障阈值的规则模型。

(4) 智能分析层

智能分析层是系统的决策大脑, 主要融合 PHM 技术、人工智能、大数据分析、故障机理分析和知识推理等方法, 基于数据融合层提供的高质量数据和孪生模型层提供的虚拟模型, 实现装备健康状态评估、故障诊断、剩余寿命预测和任务风险推演。

(5) 保障应用层

该层将智能分析层输出的结果,转化为具体的保障行动方案,为维修人员提供状态可视化、早期预警与预测性维护决策等定制化服务。同时,维修完成后的实际故障原因、维修过程、备件更换情况和健康恢复效果将反馈至数据融合层、孪生模型层和知识库,实现系统的闭环优化和持续演化。



Figure 1. Overview of the general architecture
图 1. 通用架构图

2.2. 基于“云-边-端”协同的架构演进

针对工程机械野外作业网络不稳定、海量监测数据传输受限的痛点,现有的 DT-PHM 架构正加速从传统的集中式云平台向“云-边-端”协同架构演进[6]。在该架构下,边缘侧通过算力下沉处理高实时性任务,云端则聚焦于全局数据挖掘与高保真机理模型运行,两者通过模型参数的定期交互实现优势互补。近年来,多项研究已在不同复杂作业场景中验证了该架构的有效性和必要性。顾毅[7]等提出了一种基于云边协同的盾构机故障监测诊断方法与系统,边缘侧网关部署轻量化算法以保障断网状态下的毫秒级异常预警与紧急停机,而云端则融合地质勘探与历史数据进行长期的刀盘磨损评估,确保了极端工况下的系统鲁棒性。Tao 等[8]提出了一种驱动复杂装备 PHM 的数字孪生框架,并以风电齿轮箱为验证对象。该研究强调了物理设备端(边缘)的实时振动数据特征提取与云端高保真退化模型的协同机制,在保证故障响应速度的同时大幅降低了跨网数据传输的压力。Wang [9]等提出一种面向云边协同故障诊断的轻量化方法。该方法通过优化测点布置与多维知识蒸馏压缩,将云端高精度教师模型轻量化后部署至边缘端,实现本地快速诊断与云端按需复诊的协同机制。该方法在几乎不损失精度的前提下显著降低模型计算与存储开销。

2.3. 基于微服务的可扩展架构分析

随着工程机械机群规模的扩大与设备种类的日益丰富,传统紧耦合的单体 DT-PHM 架构在面临新设

备接入或新算法迭代时,往往需要进行大规模的代码重构,系统扩展成本极高。为此,面向服务架构(SOA)与微服务技术逐渐成为构建新一代可扩展孪生平台的标准范式。在算法资产跨设备复用与多体动力学解耦方面,Zhidchenko 等[10]提出了一种面向重型装备基于物理的数字孪生体的异构执行环境参考架构,以移动式原木起重机为案例,将基于多体动力学的物理数字孪生模型在本地、边缘和云三类异构计算资源上实现了实时运行,验证了该架构在重型装备实际作业场景下的适用性。在孪生模型的多物理场解耦与服务化封装方面,NTNU 围绕 FMI 标准构建的微服务化数字孪生平台[11],将各物理模型或子系统封装为独立 FMU 模块,并将前端可视化渲染、后台仿真解算与数据管理分层部署,各 FMU 可独立开发、测试与扩容,有效化解了仿真负荷激增对系统整体响应的影响。BMW Connected Vehicle 系统[12]的超大规模 Kubernetes 集群管理实践表明,基于 Karpenter 等动态扩容方案的微服务架构,可根据实时并发流量自动完成微服务实例的横向扩展与回收,在满足 1300 余个微服务高可用需求的同时实现了资源利用的显著优化。上述架构实践从软件工程底层有效支撑了工程机械算法资产沉淀、多物理场仿真解耦与大规模机群商业化运维的技术协同。

2.4. 物理映射粒度的多维拓展

除了算力与软件层面的演进,本文在综述过程中还发现,工程机械 DT-PHM 架构在物理映射粒度上呈现出由点及面的拓展趋势。早期的研究多聚焦于关键部件级(如单一的齿轮箱或液压缸),而当前的前沿架构正逐步向考虑机电液多场耦合的整机级架构,乃至跨设备协同作业的机群级架构迈进。这种多维度的架构演进,标志着工程机械数字孪生技术正从局部的状态监测,真正走向全局的智能健康管理。

综上所述,工程机械 DT-PHM 架构并非单纯的信息化平台,而是面向复杂工况、实时计算和多设备扩展需求不断演进的系统工程。

3. 面向工程机械的 DT-PHM 深度融合研究



Figure 2. Fusion strategy diagram
图 2. 融合策略图

通过上述架构可以看出机理与数据的融合算法是核心驱动力。如图 2 所示, 本节从基于实时数据的孪生模型动态修正、虚实协同故障诊断、物理内嵌机器学习寿命预测以及面向维修决策的健康评估与策略优化四个方面剖析了现有 DT-PHM 前沿方法演化方向。

3.1. 基于实时数据的孪生模型动态修正

复杂野外环境中, 工程机械物理特性(如刚度退化、密封件磨损)随时间显著演化, 静态机理模型难以反映真实状态。当前研究聚焦于利用实时传感数据动态修正物理模型。Kapteyn 等[13]提出基于概率图模型的动态更新框架, 实现物理参数实时追踪与不确定性量化; Yu 等[14]在齿轮箱孪生模型中引入粒子滤波, 利用振动特征反演刚度与阻尼参数; Ritto 等[15]通过贝叶斯推断修正有限元模型中的损伤变量, 提升裂纹定位精度。该策略有效克服了机理模型的滞后性。

3.2. 虚实协同驱动故障诊断

尽管深度学习(如 CNN、LSTM)在 PHM 任务中表现出卓越的特征提取能力, 但在工程机械 PHM 中面临真实故障数据稀缺的困扰。研究人员利用数字孪生生成虚拟故障样本, 并通过迁移学习克服虚实差异。Booyse 等[16]提出深度数字孪生概念, 在多体动力学模型中注入损伤参数, 批量生成带物理标签的虚拟图谱, 可以在缺乏历史故障数据的条件下实现早期故障检测与健康状态追踪。针对虚实分布差异, Xu 等[17]采用域适应算法将虚拟训练知识迁移至少量真实样本; Wang 等[18]进一步将数字孪生与物理约束生成对抗网络相结合, 对齐仿真分布与实测分布, 实现高精度的虚实协同诊断。上述方法有效打破了数据匮乏对 AI 算法的制约, 为工程机械 PHM 的工程化落地提供了可行路径。

3.3. 物理内嵌机器学习在寿命预测中的应用

面对工程机械极高可靠性要求的运维场景, 纯数据驱动 RUL 算法缺乏可解释性, 难以获得运维决策者信任。物理内嵌机器学习(PIML/PINN)作为最深层的融合范式, 将先验物理法则(如 Paris 定律、热力学方程)作为惩罚项嵌入神经网络损失函数。Chao 等[19]提出融合物理退化模型与深度学习的混合框架, 使输出轨迹受物理边界约束; Chen 等[20]构建内嵌断裂力学方程的 PINN, 减少数据依赖并赋予结果物理意义; Lu 等[21]开发物理引导的 LSTM, 在工况剧烈突变时仍保持高鲁棒性, 消除了纯数据驱动的非物理错误预测。

3.4. 面向维修决策的健康评估与策略优化

在实际工程机械运维中, 单一维度的寿命预测往往难以直接转化为最优维修策略, 传统的定期维修或基于阈值的被动维修难以实现全局效益最大化, 数字孪生的虚拟预演能力成为连接预测与决策的桥梁。Aivaliotis 等[22]提出了预测性维护虚拟预演框架, 允许决策者模拟不同维修动作, 实时评估其对性能退化与成本的影响; Liu 等[23]将数字孪生引入基于状态的维修(CBM)决策, 通过将问题建模为连续半马尔可夫决策过程(CSMDP), 融合强化学习算法学习最优维护决策与检测计划, 综合权衡失效风险与预防成本, 有效支持全局最优维修时机的智能决策; Do 等[24]进一步针对多部件系统退化不一致、维修窗口受限等问题, 提出了基于多智能体深度强化学习的维护优化方法, 通过 Weighted QMIX 算法兼顾组件间的随机依赖与经济依赖, 在完全观测和部分观测状态下均能自主学习动态合并维修任务、平衡停机损失的最优调度策略。

上述四个方向形成“模型校准 - 故障诊断 - 寿命预测 - 维修决策”的递进闭环, 动态修正确保孪生保真度, 虚实协同破解数据瓶颈, 物理内嵌提升预测可信度, 策略优化实现运维闭环, 有效解决工程机械 PHM 中模型失真、数据匮乏、缺乏可解释性、决策难以全局最优化四大痛点。

4. 结论

针对工程机械野外作业环境恶劣、非计划停机直接制约作战与救援效能等现实痛点, 本文全面综述工程机械 DT-PHM 融合技术发展现状, 归纳适配工程机械的分层协同系统架构, 明确技术向分布式算力、模块化服务、整机机群多级映射的发展趋势, 从模型保真度、故障样本供给、预测可信度、运维决策全局效益四个维度补齐传统装备 PHM 技术短板。通过现有 4 个前沿方向演进分析, 数字孪生与 PHM 深度融合可显著降低工程机械突发故障概率, 减少装备抢修依赖, 实现装备状态全流程可视化管控, 对夯实战时装备持续作战能力具备重要支撑价值。但也可以看出, 当前仍面临环境适应性不足、数据稀缺、模型泛化能力弱、时效性冲突等专属挑战, 且多数研究停留在实验室验证阶段, 缺乏实战化应用。未来, 研究工作应聚焦工程机械的特殊性, 摆脱对航空、工业等领域技术的简单跟随, 转向领域定制。在低资源环境自适应建模方面, 可以向知识蒸馏与增量学习相结合的模型轻量化更新路线推进, 以模型压缩率、单次更新延迟与精度衰减率作为评价指标, 并以断网工况下的本地自主诊断作为典型验证场景确保边缘算力与通信受限条件下孪生模型在线保持保真; 在知识库构建方面, 可以探索面向工程机械故障领域的语料构建与术语对齐方法, 以及检索增强生成与知识图谱相融合的诊断推理框架, 并着力解决大模型幻觉抑制与诊断结论可溯源问题; 在机群级健康管理方面, 可以研究数据不出场约束下的联邦学习与迁移学习机制、面向机群的“任务剖面-退化速率”联合建模, 以及维修资源受限条件下的多机协同维修调度, 解决跨装备、跨工况的退化知识如何共享问题。唯有把宏观方向拆解为可度量、可验证的具体问题, 数字孪生与 PHM 的融合技术才能真正走出实验室验证阶段、向工程实践转化, 为工程机械的智能化保障提供强有力的技术支撑。

参考文献

- [1] 李思雨, 程中华, 刘子昌, 等. 故障预测与健康管理研究与应用现状分析[J]. 火炮发射与控制学报, 2023, 44(6): 99-105.
- [2] Grieves, M. and Vickers, J. (2017) Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. In: Kahlen, F.J., Flumerfelt, S. and Alves, A., Eds., *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*, Springer International Publishing, 85-113. https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4
- [3] 储振航, 肖飞, 郭建国, 等. 数字孪生视角下的空天装备数字化[J]. 航空兵器, 2024, 31(3): 1-13.
- [4] 石健, 刘冬, 王少萍. 基于数字孪生的机电液系统 PHM 关键技术综述[J]. 机械工程学报, 2024, 60(4): 66-81.
- [5] 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 胡天亮, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1-18.
- [6] 王田, 李雨婷, 王文华. 就地计算、云边协同: 传感云与边缘计算的一体化框架(特邀) [J]. 计算机工程, 2026, 52(2): 7-12.
- [7] 顾毅, 王峰, 谭杭波, 郑锦泉, 等. 一种基于云边协同的盾构机故障监测诊断方法与系统[P]. 中国专利, CN117786392B. 2024-05-17.
- [8] Tao, F., Zhang, M., Liu, Y. and Nee, A.Y.C. (2018) Digital Twin Driven Prognostics and Health Management for Complex Equipment. *CIRP Annals*, 67, 169-172. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2018.04.055>
- [9] Wang, Y., Zhang, Z., Yang, Y., Xue, C., Zhang, W., Wang, L., et al. (2024) MKDC: A Lightweight Method for Cloud-Edge Collaborative Fault Diagnosis Model. *IEEE Sensors Journal*, 24, 32607-32618. <https://doi.org/10.1109/jsen.2024.3447064>
- [10] Zhidchenko, V., Startcev, E. and Handroos, H. (2022) Reference Architecture for Running Computationally Intensive Physics-Based Digital Twins of Heavy Equipment in a Heterogeneous Execution Environment. *IEEE Access*, 10, 54164-54184. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3176645>
- [11] Stadtmann, F., Rasheed, A., Kvamsdal, T., Johannessen, K.A., San, O., Kölle, K., et al. (2023) Digital Twins in Wind Energy: Emerging Technologies and Industry-Informed Future Directions. *IEEE Access*, 11, 110762-110795. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3321320>
- [12] Gupta, A., Schultes, P., Ha, T.W., et al. (2025) Transforming the BMW Connected Vehicle Backend with Karpenter.

- <https://aws.amazon.com/cn/blogs/industries/transforming-the-bmw-connected-vehicle-backend-with-karpenter/>
- [13] Kapteyn, M.G., Pretorius, J.V.R. and Willcox, K.E. (2021) A Probabilistic Graphical Model Foundation for Enabling Predictive Digital Twins at Scale. *Nature Computational Science*, **1**, 337-347. <https://doi.org/10.1038/s43588-021-00069-0>
 - [14] Yu, J., Wang, S., Wang, L. and Sun, Y. (2023) Gearbox Fault Diagnosis Based on a Fusion Model of Virtual Physical Model and Data-Driven Method. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **188**, Article 109980. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2022.109980>
 - [15] Ritto, T.G. and Rochinha, F.A. (2021) Digital Twin, Physics-Based Model, and Machine Learning Applied to Damage Detection in Structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **155**, Article 107614. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.107614>
 - [16] Booyse, W., Wilke, D.N. and Heyns, S. (2020) Deep Digital Twins for Detection, Diagnostics and Prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **140**, Article 106612. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.106612>
 - [17] Xu, Y., Jiang, Q., Li, S., Zhao, Z., Sun, B. and Huang, G.Q. (2024) Digital Twin-Driven Discriminative Graph Learning Networks for Cross-Domain Bearing Fault Recognition. *Computers & Industrial Engineering*, **193**, Article 110292. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110292>
 - [18] Wang, Q., Zhang, X., Lu, J., Xiao, G., Ren, Y. and Li, W. (2025) Digital Twin-Driven Physically Constrained Generative Adversarial Network for Industrial Boiler Fault Diagnosis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **74**, 1-15. <https://doi.org/10.1109/tim.2025.3558806>
 - [19] Arias Chao, M., Kulkarni, C., Goebel, K. and Fink, O. (2022) Fusing Physics-Based and Deep Learning Models for Prognostics. *Reliability Engineering & System Safety*, **217**, Article 107961. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107961>
 - [20] Chen, Z., Dai, Y. and Liu, Y. (2024) Crack Propagation Simulation and Overload Fatigue Life Prediction via Enhanced Physics-Informed Neural Networks. *International Journal of Fatigue*, **186**, Article 108382. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2024.108382>
 - [21] Lu, W., Wang, Y., Zhang, M. and Gu, J. (2024) Physics Guided Neural Network: Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearings Using Long Short-Term Memory Network through Dynamic Weighting of Degradation Process. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **127**, Article 107350. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107350>
 - [22] Aivaliotis, P., Georgoulas, K. and Chrysosolouris, G. (2019) The Use of Digital Twin for Predictive Maintenance in Manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, **32**, 1067-1080. <https://doi.org/10.1080/0951192x.2019.1686173>
 - [23] Liu, S., Dai, W., Lv, S., Yuan, C. and Sun, Y. (2025) Maintenance Decision Methodology Integrating Twin Data with Reinforcement Learning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **138**, 5705-5719. <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15850-y>
 - [24] Do, P., Nguyen, V., Voisin, A., Iung, B. and Neto, W.A.F. (2024) Multi-Agent Deep Reinforcement Learning-Based Maintenance Optimization for Multi-Dependent Component Systems. *Expert Systems with Applications*, **245**, Article 123144. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123144>