

人工智能在机械制造系统中的应用研究

刘雪飞

上海应用技术大学 上海

【摘要】随着新一代信息技术与制造技术的深度融合，人工智能（Artificial Intelligence, AI）已成为推动机械制造系统向智能化、数字化和网络化方向变革的核心驱动力。本文系统综述了 2019—2024 年人工智能在机械制造系统中的应用研究进展。首先，阐述了人工智能赋能智能制造的时代背景与战略意义，分析了大数据、深度学习及工业物联网等关键技术对制造系统转型升级的支撑作用。其次，重点综述了人工智能在生产调度优化、刀具状态监测与预测、表面质量检测与缺陷识别等机械制造核心环节的应用现状，深入分析了深度学习、强化学习、迁移学习等 AI 算法在制造系统性能提升中的具体实现路径。进一步，探讨了人工智能在制造系统层面的人机协同、预测性维护及智能化决策等前沿发展方向。最后，总结了当前研究中面临的数据质量、模型可解释性、实时性及安全性等挑战，并展望了人工智能与数字孪生、边缘计算及大模型技术融合的发展趋势。本文旨在为人工智能在机械制造系统中的深入应用研究提供理论参考和技术借鉴。

【关键词】人工智能；机械制造系统；智能制造；生产调度；刀具监测；缺陷检测；深度学习

【收稿日期】2026 年 2 月 10 日 **【出刊日期】**2026 年 3 月 18 日 **【DOI】**10.12208/j.ijme.20260005

Research on the application of artificial intelligence in mechanical manufacturing systems

Xuefei Liu

Shanghai University of Applied Technology, Shanghai

【Abstract】 With the deep integration of new-generation information technology and manufacturing technology, artificial intelligence (AI) has become a core driving force for the transformation of mechanical manufacturing systems towards intelligence, digitalization, and networking. This paper systematically reviews the research progress on the application of AI in mechanical manufacturing systems from 2019 to 2024. First, it elucidates the historical context and strategic significance of AI empowering intelligent manufacturing, and analyzes the supporting role of key technologies such as big data, deep learning, and the Industrial Internet of Things in the transformation and upgrading of manufacturing systems. Second, it focuses on reviewing the current application status of AI in core mechanical manufacturing processes such as production scheduling optimization, tool condition monitoring and prediction, and surface quality inspection and defect identification, and deeply analyzes the specific implementation paths of AI algorithms such as deep learning, reinforcement learning, and transfer learning in improving the performance of manufacturing systems. Furthermore, it explores the cutting-edge development directions of AI at the manufacturing system level, such as human-machine collaboration, predictive maintenance, and intelligent decision-making. Finally, it summarizes the challenges faced in current research, including data quality, model interpretability, real-time performance, and security, and looks forward to the development trend of the integration of AI with digital twins, edge computing, and large-scale model technologies. This paper aims to provide theoretical reference and technical guidance for the in-depth application research of artificial intelligence in mechanical manufacturing systems.

【Keywords】 Artificial intelligence; Mechanical manufacturing system; Intelligent manufacturing; Production scheduling; Tool monitoring; Defect detection; Deep learning

1 引言

机械制造系统作为现代工业体系的核心组成部分,其智能化水平直接决定了制造业的整体竞争力。随着全球制造业竞争格局的深刻变革,以人工智能为代表的新一代信息技术正在重塑传统制造模式,推动机械制造系统从自动化向智能化、从数字化向智慧化加速演进^[1]。智能制造不仅是制造技术的革新,更是制造理念的深刻转变,其核心在于将人、机器与信息系统有机融合,构建人-信息-物理系统(Human-Cyber-Physical Systems, H-CPS),实现制造资源的高效协同与优化配置。

工业人工智能是人工智能技术在工业领域的具体应用与延伸,其目标是通过机器学习、深度学习、知识图谱等技术手段,解决工业系统中的感知、认知与决策问题^[2]。在机械制造系统中,工业人工智能的应用场景涵盖生产计划调度、设备状态监测、质量检测控制、能源管理优化等多个维度。特别是在预测性维护领域,人工智能通过对设备运行数据的深度挖掘,能够实现故障的早期预警和剩余使用寿命的准确预测,从而避免非计划停机,降低维护成本,提高设备综合效率(OEE)。

大数据技术是人工智能赋能机械制造系统的重要基础。机械制造过程中产生的海量数据包括设备运行参数、工艺过程数据、质量检测数据及环境监控数据等,这些数据具有多源异构、高维动态及强噪声等特点^[3]。如何从这些海量数据中提取有价值的信息,建立数据驱动的决策模型,是当前智能制造研究的核心问题之一。通过构建制造大数据分析平台,整合设计、生产、物流及服务全生命周期数据,可以实现制造系统的全局优化和协同管控。

从CPS视角审视智能制造的发展,可以发现制造系统的智能化演进经历了从物理系统主导、到信息系统赋能、再到人机智能融合的三个阶段^[4]。在第三阶段,人工智能不仅作为信息处理工具,更作为认知主体参与制造决策,形成“人在回路”的智能协同机制。这种人机协同模式强调人的经验智慧与机器的计算智能相结合,既发挥了人工智能在数据处理、模式识别方面的优势,又保留了人类在复杂情境判断、创造性决策方面的能力,是实现高阶智能制造的必由之路。

制造大数据分析是连接人工智能算法与制造系统应用的桥梁。近年来,制造大数据分析在内涵界

定、方法体系、应用场景等方面取得了显著进展^[5]。在方法层面,除了传统的统计分析、机器学习算法外,深度强化学习、图神经网络、联邦学习等新型AI方法被广泛应用于制造系统的调度优化、质量预测及异常检测中。在应用层面,制造大数据分析已从单点应用向系统集成方向发展,逐步覆盖产品全生命周期和供应链全链条。然而,制造大数据分析仍面临数据孤岛、模型泛化能力不足、实时性与准确性平衡等挑战,需要进一步突破数据治理、算法优化及系统集成等关键技术。

综上所述,人工智能技术在机械制造系统中的应用已进入深度融合阶段,从辅助决策工具逐步演变为系统核心驱动力。本文基于近年来国内外代表性研究成果,从生产调度优化、刀具状态监测、表面质量检测及系统智能化升级等方面,系统综述人工智能在机械制造系统中的应用研究进展,并探讨未来发展趋势。

2 人工智能在制造系统调度优化中的应用

生产调度是机械制造系统的核心环节,其优化水平直接影响生产效率、资源利用率及交付周期。传统调度方法依赖于数学规划、启发式规则及仿真技术,难以应对制造环境中动态不确定性、多目标冲突及大规模组合优化等复杂问题。近年来,人工智能特别是强化学习、深度神经网络及群体智能算法在制造调度领域展现出强大的问题求解能力^[6]。

2.1 数据驱动的车间实时调度

智能制造系统的本质特征之一是数据驱动。在车间层面,数据驱动的实时调度方法通过实时采集设备状态、工件进度、物料配送及人员配置等数据,动态调整调度策略,以应对订单插单、设备故障、物料延迟等突发扰动^[6]。与传统静态调度不同,数据驱动的实时调度强调“感知-分析-决策-执行”的闭环控制,通过制造物联网(IoT)实现车间状态的实时感知,通过大数据分析和AI算法实现调度方案的快速生成与优化。

在数据驱动的调度框架中,数字孪生技术发挥着重要的支撑作用。通过构建车间的虚拟镜像,数字孪生能够实时同步物理车间的运行状态,并在虚拟环境中进行调度方案的预演和评估,从而避免在实际系统中进行试错。结合强化学习算法,数字孪生还可以作为调度策略的训练环境,通过与虚拟环境的交互学习,生成适应不同工况的调度策略库。研究表

明, 基于深度强化学习的调度方法在处理动态作业车间调度问题(Dynamic Job Shop Scheduling Problem, DJSSP)时, 能够在毫秒级时间内生成近优调度方案, 显著优于传统遗传算法和规则调度方法。

2.2 智能调度机制与博弈优化

在多智能体制造系统中, 各生产单元(如机床、多智能移动机器人协同调度(AGV/RGV systems)、机器人)具有自主决策能力, 如何通过协调机制实现全局优化是一个关键问题。基于 VCG (Vickrey-Clarke-Groves) 拍卖机制的智能调度方法为这一问题提供了新的解决思路^[7]。该方法将调度问题建模为多智能体博弈过程, 各生产单元作为竞拍者, 根据自身的资源状态、加工能力及任务优先级提交报价, 中央调度器根据 VCG 机制确定任务分配方案, 并计算支付价格, 激励各单元真实报价, 从而实现激励相容的全局最优分配。

VCG 拍卖机制的优势在于能够处理异构资源、动态任务及私有信息等复杂约束, 适用于智能车间的主动调度场景。在主动调度中, 生产单元不仅被动接受调度指令, 还能根据自身状态和外部环境主动申请或放弃任务, 形成自组织、自适应的调度生态。研究表明, 基于 VCG 拍卖的调度机制在柔性制造系统中能够有效平衡资源利用率、任务完成时间及能耗等多目标, 且具有良好的可扩展性和鲁棒性。

2.3 多 AGV/RGV 协同调度

在智能仓储和自动化生产线中, 自动导引车(AGV)和轨道穿梭车(RGV)是实现物料自动配送的关键装备。多 AGV/RGV 的协同调度涉及路径规划、任务分配、冲突避免及死锁预防等多个子问题, 是一个典型的大规模组合优化问题^[8]。传统调度方法通常将问题分解为独立子问题分别求解, 难以保证全局最优。人工智能方法通过将多 AGV 调度建模为马尔可夫决策过程(MDP)或部分可观测马尔可夫决策过程(POMDP), 利用深度强化学习进行端到端策略学习, 能够实现动态环境下的实时协同调度。

在密集仓储环境下, AGV/RGV 的调度面临空间约束严格、任务密度高、实时性要求强等挑战。基于图神经网络(GNN)的调度方法将仓储环境建模为图结构, AGV 作为节点, 通道作为边, 通过图卷积操作提取空间拓扑特征, 结合注意力机制实现任务与 AGV 的智能匹配。此外, 多智能体强化学习

(MARL)方法通过各 AGV 的分布式决策和协同训练, 能够有效避免路径冲突和死锁, 提高系统吞吐率。实验表明, 基于 MARL 的调度方法在大型仓储系统中相比传统调度规则, 能够将任务完成时间缩短 20%~30%。

2.4 柔性车间生产调度

柔性制造系统(Flexible Manufacturing System, FMS)能够根据市场需求快速调整生产工艺和产品类型, 其调度问题需要考虑设备柔性、工艺路径柔性及批量约束等复杂因素^[9]。基于人工智能的柔性车间调度方法通过将调度问题建模为序列决策过程, 利用深度强化学习进行策略优化, 能够同时处理设备选择、工序排序、批量划分及资源分配等多维度决策。

在考虑动态资源和工件批量约束的柔性车间调度中, 传统元启发式算法(如遗传算法、粒子群算法)存在计算时间长、参数敏感及动态适应性差等不足。深度强化学习方法通过离线训练获得通用调度策略, 在线应用时仅需前向推理, 计算时间可达毫秒级, 满足实时调度需求。特别是, 基于指针网络(Pointer Network)和注意力机制的神经网络架构, 能够直接输出工件排序和设备分配方案, 避免了传统方法中复杂的编码解码过程。此外, 迁移学习和元学习技术的应用, 使得在某一制造场景下训练的调度模型能够快速适应新场景, 显著降低了模型训练成本。

2.5 通用数据模型与智能管控

离散制造行业(如机械加工、装配制造等)具有工艺复杂、品种多样、批量小等特点, 其智能管控需要建立覆盖产品设计、工艺规划、生产调度及质量追溯的全流程数据模型^[10]。通用数据模型是智能制造系统信息集成与协同优化的基础, 通过定义统一的数据结构、接口规范及语义标准, 实现异构系统间的数据互通和互操作。

基于人工智能的生产智能管控系统, 通过构建通用数据模型, 整合订单数据、工艺数据、设备数据及质量数据, 利用知识图谱技术建立数据间的关联关系, 形成制造知识库。在此基础上, 通过规则推理和机器学习算法, 实现工艺参数优化、生产计划自动生成及质量异常预警。通用数据模型的建立不仅提高了数据复用率, 还为跨企业、跨行业的协同制造提供了数据基础, 是推动制造系统向平台化、服务化方向发展的重要支撑。

3 人工智能在刀具状态监测与预测中的应用

刀具是机械加工系统的核心工艺装备,其状态直接影响加工质量、生产效率和制造成本。据统计,刀具故障导致的停机时间占机床总停机时间的 20% 左右,刀具磨损引起的加工质量损失占废品总量的 10% 以上。因此,实现刀具状态的实时监测与智能预测,对于保障制造系统稳定运行、降低生产成本具有重要意义^[1]。

3.1 刀具全生命周期智能管控技术

刀具全生命周期管理涵盖刀具选型、采购、入库、出库、装调、使用、监测、维护及报废等环节。传统的刀具管理依赖人工经验和纸质记录,存在信息滞后、追溯困难及利用率低等问题。面向智能制造的刀具全生命周期智能管控技术,通过 RFID、二维码及传感器等物联网技术,实现刀具身份的自动识别和状态的实时采集,通过大数据平台和人工智能算法,实现刀具寿命预测、库存优化及智能配送^[11]。

在刀具智能管控系统中,数字孪生技术为刀具状态的可视化监控和预测性维护提供了有效手段。通过建立刀具的几何孪生、物理孪生及行为孪生模型,实时映射刀具的几何磨损、力学性能退化及切削行为变化。结合切削力、振动、声发射及温度等多源传感器数据,利用深度学习算法进行特征融合和状态识别,能够实现刀具磨损程度的准确评估和剩余寿命的可靠预测。此外,基于刀具状态数据的工艺参数自适应优化,能够在刀具磨损过程中动态调整切削速度、进给量等参数,补偿刀具性能退化,延长刀具使用寿命。

3.2 基于机器学习的刀具磨损评估

刀具磨损是一个多因素耦合的复杂过程,涉及切削力、切削温度、工件材料、刀具几何参数及切削液条件等多种因素。传统的刀具磨损监测方法主要依赖单一传感器信号和阈值判断,难以适应多工况、变载荷的复杂加工环境。基于机器学习的刀具磨损评估方法,通过多源信息融合和智能特征提取,能够建立刀具状态与加工信号之间的非线性映射关系,实现多工况下的刀具磨损准确评估^[12]。

t 分布邻域嵌入(t-SNE)是一种非线性降维方法,能够有效揭示高维数据中的流形结构,适用于多工况刀具磨损数据的可视化分析。XGBoost 是一种基于梯度提升框架的集成学习算法,具有训练速度快、预测精度高、可解释性强等优点。研究表明,将

t-SNE 与 XGBoost 相结合的刀具磨损评估方法,首先利用 t-SNE 对多源传感器信号进行降维和聚类,识别不同工况下的数据分布特征,然后针对不同工况分别训练 XGBoost 模型,能够显著提高刀具磨损评估的准确性和泛化能力。在多工况铣削实验中,该方法相比单一模型方法,磨损评估误差降低了 30% 以上。

3.3 基于深度学习的铣刀磨损状态预测

深度学习通过构建深层神经网络,能够自动从原始数据中提取层次化特征,避免了传统机器学习中繁琐的人工特征工程。在刀具磨损预测领域,卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)及长短期记忆网络(LSTM)等深度学习架构被广泛应用于信号特征提取和时序预测^[13]。

基于深度学习的铣刀磨损状态预测模型,通常以切削力、振动、声发射及电流等信号的时序数据作为输入,通过 CNN 提取信号的局部特征,通过 LSTM 捕捉信号的时序依赖关系,最终输出刀具磨损状态(如初期磨损、正常磨损、急剧磨损)或磨损量预测值。为增强模型的鲁棒性,通常在输入层引入数据增强和噪声注入机制,在训练过程中采用 Dropout 和批归一化技术防止过拟合。实验表明,基于 CNN-LSTM 混合模型的刀具磨损预测方法,在公开数据集上可达到较高预测精度(通常在 90% 以上),且对噪声和工况变化具有较强的适应性。

此外,生成对抗网络(GAN)和变分自编码器(VAE)等生成式模型被用于刀具磨损数据的增强和异常检测。通过生成与真实磨损数据分布相似的样本,扩充训练数据集,提高模型在小样本条件下的泛化能力。通过重构误差分析,识别与正常磨损模式偏离的异常状态,实现刀具崩刃、破损等突发故障的早期预警。

3.4 基于 CNN-BiLSTM 的刀具磨损状态监测

卷积神经网络(CNN)在局部特征提取方面具有优势,双向长短期记忆网络(BiLSTM)能够同时捕捉时序数据的前向和后向依赖关系,两者的结合为刀具磨损状态监测提供了强大的建模能力^[14]。基于改进 CNN-BiLSTM 模型的刀具磨损状态监测方法,通过一维卷积层对多通道传感器信号进行特征提取,通过 BiLSTM 层对特征序列的时序动态进行建模,通过全连接层和 Softmax 分类器输出刀具磨损状态类别。

为进一步提高模型的特征表达能力和分类精度,研究人员在 CNN-BiLSTM 框架中引入了注意力机制(Attention Mechanism)。注意力机制通过计算不同时刻和不同通道特征的权重,使模型聚焦于对磨损状态判别最具信息量的特征,抑制无关噪声的干扰。此外,残差连接(Residual Connection)和密集连接(Dense Connection)等技术的引入,缓解了深层网络的梯度消失问题,使得模型能够堆叠更多的卷积层和 LSTM 层,提取更抽象、更鲁棒的特征表示。在实际加工中心上的验证实验表明,改进 CNN-BiLSTM 模型的刀具磨损状态识别准确率超过 97%,响应时间小于 100 ms,满足在线监测的实时性要求。

3.5 基于堆叠稀疏去噪自动编码网络的刀具磨损预测

堆叠稀疏去噪自动编码器(Stacked Sparse Denoising Autoencoder, SSDA)是一种无监督深度学习模型,通过逐层贪婪预训练和反向传播微调,能够学习数据的高层次抽象表示。在刀具磨损预测中,SSDA 能够从高维、高噪声的原始传感器信号中自动提取鲁棒特征,有效克服了传统方法对信号预处理和特征工程的依赖^[15]。

基于 SSDA 与多隐层反向传播神经网络(BPNN)的刀具磨损预测模型,首先利用 SSDA 对原始信号进行无监督特征学习,通过添加噪声和稀疏约束,增强特征的泛化能力和判别性。然后,将 SSDA 编码层提取的特征作为输入,训练多隐层 BPNN 进行磨损量回归预测。该模型的优势在于:SSDA 的预训练过程无需标注数据,能够充分利用大量未标注的加工数据;稀疏约束使得特征表示更加紧凑,降低了后续 BPNN 的训练复杂度;去噪机制提高了模型对传感器噪声和工况波动的鲁棒性。在钛合金铣削实验中,该模型的磨损预测均方根误差(RMSE)小于 0.03 mm,显著优于传统 BPNN 和支持向量回归(SVR)方法。

4 人工智能在表面质量检测与缺陷识别中的应用

表面质量是机械零部件性能和可靠性的重要保障,表面缺陷的早期检测和准确识别对于控制产品质量、降低废品率具有重要意义。传统的表面质量检测主要依赖人工目视检查和接触式测量,存在效率低、主观性强及漏检率高等问题。近年来,基于计算机视觉和深度学习的表面缺陷检测技术取得了突破

性进展,为机械制造系统的智能化质量管控提供了有效手段^[16]。

4.1 基于计算机视觉的工业金属表面缺陷检测

计算机视觉技术通过模拟人类视觉系统,利用图像传感器和图像处理算法,实现对物体表面特征的自动提取和分析。在工业金属表面缺陷检测中,计算机视觉技术具有非接触、速度快、精度高及可重复性好等优点,已成为替代人工检测的主流技术^[16]。

工业金属表面缺陷检测面临光照变化、表面反射、缺陷尺度多样及背景复杂等挑战。为应对这些挑战,研究人员发展了多种图像采集和预处理方法。在图像采集方面,采用多角度照明、偏振成像、结构光投影及 X 射线成像等技术,增强缺陷与背景的对亮度,抑制镜面反射和阴影干扰。在图像预处理方面,采用自适应直方图均衡化、小波变换、形态学滤波及背景建模等方法,提高图像质量和缺陷可检测性。

在缺陷识别算法方面,传统方法依赖手工设计的特征(如灰度共生矩阵、局部二值模式、Gabor 滤波器特征等)和浅层分类器(如支持向量机、AdaBoost 等),其性能受限于特征设计经验和模型表达能力。近年来,基于深度学习的端到端检测方法通过自动学习从原始图像到缺陷类别的映射,显著提高了检测精度和泛化能力。特别是,基于区域卷积神经网络(R-CNN)系列、YOLO 系列及 SSD 系列的目标检测算法,能够实现缺陷的定位和分类同步完成,满足工业在线检测的实时性要求。

4.2 基于深度学习的金属材料表面缺陷检测

深度学习在图像特征提取和模式识别方面的卓越能力,使其成为金属材料表面缺陷检测的核心技术。基于深度学习的缺陷检测方法主要包括图像分类、目标检测、语义分割及异常检测等范式^[17]。

在图像分类范式中,以 ResNet、DenseNet、EfficientNet 等深度卷积网络为骨干,通过全局平均池化和全连接层,输出图像的缺陷类别概率。该方法适用于整图级别的缺陷分类,但无法定位缺陷位置。在目标检测范式中,Faster R-CNN、YOLOv5、YOLOv8 及 DETR 等模型通过区域提议和边界框回归,实现缺陷的精确定位和类别识别。在语义分割范式中,U-Net、DeepLab、Mask R-CNN 等模型通过像素级分类,实现缺陷区域的精确分割,适用于需要测量缺陷面积和周长的场景。

针对金属表面缺陷样本不平衡、小样本及缺陷

形态多样等问题,研究人员发展了多种改进策略。数据增强技术(如随机裁剪、旋转、翻转、颜色抖动、Mixup 及 CutMix 等)通过扩充训练样本,提高模型的泛化能力。迁移学习和领域自适应技术通过利用在大规模数据集(如 ImageNet)上预训练的模型权重,或在源域数据上训练的模型知识,加速目标域模型的收敛,降低对标注数据的依赖。少样本学习和零样本学习技术通过元学习、度量学习及生成式模型,实现在仅有少量甚至无标注样本条件下的缺陷检测。

4.3 人工智能赋能激光制造装备与工艺

激光制造是机械制造领域的重要加工手段,涵盖激光切割、激光焊接、激光增材制造及激光表面处理等工艺。人工智能技术的引入,为激光制造装备的智能化控制和工艺参数的优化提供了新的可能^[18]。

在激光切割中,人工智能通过实时监测激光功率、切割速度、辅助气体压力及切缝形貌等参数,利用机器学习算法建立工艺参数与切割质量(如切缝宽度、粗糙度、挂渣量)之间的映射模型,实现工艺参数的自动优化和自适应调整。在激光焊接中,基于视觉传感的熔池形貌监测系统,通过高速相机采集熔池图像,利用 CNN 和 LSTM 模型实时识别匙孔、飞溅及气孔等缺陷征兆,并反馈调节激光功率和焊接速度,抑制缺陷产生。

在激光增材制造中,人工智能技术被用于铺粉质量检测、熔池形貌监控、缺陷在线识别及工艺参数优化等环节。通过多传感器融合(如红外热像仪、高速相机、光电二极管及声发射传感器)和深度学习算法,实现增材制造过程的全流程质量监控和智能控制。研究表明,基于人工智能的激光制造智能控制系统,能够将工艺开发周期缩短 50%以上,将废品率降低 30%以上,显著提高制造效率和产品质量。

4.4 基于深度智能视觉的表面缺陷检测研究进展

深度智能视觉是计算机视觉与深度学习深度融合的技术体系,其核心在于利用深度神经网络实现图像的语义理解和智能决策。在表面缺陷检测中,深度智能视觉技术正从单一的缺陷识别向多任务协同、多模态融合及自适应学习方向发展^[19]。

在多任务协同方面,研究人员提出了联合检测分割模型,通过共享骨干网络和特征金字塔,同时输出缺陷的类别、位置和轮廓信息,实现检测与分割的一体化。在多模态融合方面,结合可见光图像、红外

热图像、X 射线图像及三维点云数据,利用多模态融合网络(如 Transformer-based 融合架构),充分利用不同模态的互补信息,提高缺陷检测的准确性和鲁棒性。在自适应学习方面,持续学习(Continual Learning)和增量学习(Incremental Learning)技术使得模型能够在不遗忘已有知识的前提下,逐步学习新类型的缺陷,适应产品更新换代和缺陷模式演化的需求。

此外,大模型技术(如视觉 Transformer、SAM 等)为表面缺陷检测带来了新的机遇。通过在大规模通用图像数据上预训练视觉大模型,然后在特定缺陷数据集上进行微调,能够显著提高小样本条件下的检测性能。提示学习(Prompt Learning)和上下文学习(In-context Learning)技术使得模型能够通过少量示例或文本描述快速适应新的缺陷类型,降低了对大量标注数据的依赖。

4.5 面向智能制造的人因工程与人机协同

智能制造系统的最终目标是服务于人,提升人的工作效率和体验。面向智能制造的人因工程研究,关注如何优化人机交互界面、减轻操作者认知负荷、提高系统可用性和安全性,是实现以人为本的智能制造的重要保障^[20]。

在人机协同制造系统中,人工智能不仅作为自动化工具替代人的部分工作,更作为智能助手增强人的认知和决策能力。例如,在质量检测环节,人工智能系统通过实时分析检测图像,标记可疑缺陷区域,辅助质检员快速定位问题,提高检测效率和一致性。在设备维护环节,人工智能系统通过预测性维护算法,生成维护建议和维修方案,辅助维修人员制定最优维护计划。

人因工程研究还关注智能制造系统的可信性和可解释性。深度学习模型通常被视为“黑箱”,其决策过程难以解释,这在安全关键型制造应用中是一个重大障碍。可解释人工智能(XAI)技术通过特征重要性分析、注意力可视化及因果推理等方法,揭示模型的决策依据,增强用户对 AI 系统的信任。此外,人在回路(Human-in-the-Loop)的交互设计,允许人在关键决策节点介入和修正 AI 系统的输出,确保系统在复杂和异常情境下的安全性和可靠性。

5 人工智能在制造系统智能化升级中的前沿发展

随着人工智能技术的不断成熟和工业应用场景

的持续拓展,人工智能在机械制造系统中的应用正从单点突破向系统集成、从辅助决策向自主决策演进。本章节从制造系统层面的视角,综述人工智能在工业预测性维护、制造系统智能设计及先进制造智能化等方面的前沿发展^[21]。

5.1 人工智能在制造系统设计中的应用

制造系统的设计涉及工艺规划、设备选型、布局优化及产能规划等多个维度,传统设计方法依赖专家经验和静态模型,难以适应市场需求快速变化和个性化定制趋势。人工智能为制造系统的智能设计提供了新的方法论支持^[21]。

在工艺规划方面,基于知识图谱和规则推理的智能工艺规划系统,能够自动识别零件特征、匹配工艺知识、生成工艺路线和选择工艺参数。在设备选型方面,基于多目标优化和强化学习的设备配置方法,能够在成本、产能、柔性及可靠性等多目标之间寻求最优平衡。在布局优化方面,基于遗传算法和模拟退火算法的智能布局方法,能够在考虑物流效率、空间利用率及安全约束的条件下,自动生成最优车间布局方案。在产能规划方面,基于需求预测和随机规划的智能产能规划方法,能够在需求不确定条件下,制定鲁棒的生产能力扩张策略。

5.2 工业人工智能在工业 4.0 中的系统性应用

工业 4.0 的核心在于通过信息物理系统(CPS)实现制造资源的互联互通和智能协同。工业人工智能作为工业 4.0 的关键使能技术,在设备层、车间层、企业层及供应链层均发挥着重要作用^[22]。在设备层,人工智能通过嵌入式智能算法,实现设备的自感知、自诊断和自优化。在车间层,人工智能通过 MES 系统和调度算法,实现生产过程的透明化管控和动态优化。在企业层,人工智能通过 ERP 系统和商业智能(BI)平台,实现企业资源的统筹规划和战略决策。在供应链层,人工智能通过需求预测、库存优化及物流调度算法,实现供应链的全局协同和韧性提升。

工业人工智能的系统性应用还面临数据治理、模型部署、安全保障及标准规范等挑战。数据治理方面,需要建立统一的数据标准和质量管理体系,打破数据孤岛,实现跨系统、跨企业的数据共享。模型部署方面,需要发展边缘计算和模型压缩技术,将复杂的 AI 模型部署到资源受限的工业现场设备上,满足实时性和隐私性要求。安全保障方面,需要建立 AI 系统的安全评估和风险管理机制,防范数据投毒、模

型窃取及对抗攻击等安全威胁。标准规范方面,需要制定工业 AI 系统的性能评价、接口规范及测试验证标准,推动技术的规范化和产业化应用。

5.3 大数据分析在智能制造系统中的深度应用

大数据分析是人工智能赋能智能制造的基础,其应用已从描述性分析(发生了什么)向诊断性分析(为什么发生)、预测性分析(将会发生什么)及规范性分析(应该怎么做)纵深发展^[23]。在描述性分析层面,通过数据可视化、报表生成及仪表盘技术,实现制造系统运行状态的实时监控和历史回溯。在诊断性分析层面,通过根因分析、关联规则挖掘及因果推断技术,识别质量问题和效率瓶颈的根本原因。在预测性分析层面,通过时间序列预测、生存分析及深度学习技术,预测设备故障、需求波动及质量趋势。在规范性分析层面,通过优化算法、仿真优化及强化学习技术,生成最优的决策方案和行动建议。

大数据分析在智能制造系统中的应用还催生了新的制造模式,如大规模定制、服务型制造及共享制造。大规模定制通过分析客户个性化需求数据,利用模块化设计和柔性制造技术,实现低成本、高效率的个性化产品生产。服务型制造通过分析产品运行数据,提供远程监控、预测性维护及性能优化等增值服务,延伸制造业的价值链。共享制造通过分析制造资源闲置数据,构建制造能力共享平台,实现制造资源的优化配置和社会化协同。

5.4 深度学习在工业表面缺陷检测中的系统性应用

深度学习在工业表面缺陷检测中的应用已形成了较为完整的技术体系,涵盖数据获取、模型构建、训练优化及部署应用等全链条环节^[24]。在数据获取环节,针对缺陷样本稀缺问题,发展了基于 GAN、VAE 及扩散模型的数据生成技术,以及基于主动学习的智能标注技术,降低数据获取成本。在模型构建环节,发展了轻量级网络架构(如 MobileNet、ShuffleNet、GhostNet 等),满足边缘设备的实时检测需求;发展了 Transformer-based 检测架构,利用自注意力机制捕捉全局上下文关系,提高小缺陷和密集缺陷的检测能力。在训练优化环节,发展了自监督学习、对比学习及知识蒸馏等技术,提高模型在小样本和跨域条件下的泛化能力。在部署应用环节,发展了模型量化、剪枝及编译优化技术,实现模型在工业边缘设备上的高效推理。

深度学习在缺陷检测中的应用还推动了检测系统的智能化升级。从传统的离线抽检向在线全检转变,从单一缺陷类型检测向多缺陷类型同步检测转变,从被动检测向主动预警和工艺优化转变。这些转变不仅提高了产品质量的一致性和可靠性,还为制造系统的闭环质量控制提供了数据支撑。

5.5 人工智能在先进制造中的发展展望

人工智能在先进制造中的应用正处于快速发展阶段,未来将呈现以下发展趋势^[25]:一是从单点智能向系统智能演进,通过数字孪生、工业互联网及云边协同技术,构建覆盖产品全生命周期和制造全要素的智能生态系统。二是从数据驱动向知识增强演进,通过融合数据驱动模型和知识驱动模型,利用领域知识约束和引导学习过程,提高模型的可解释性和可靠性。三是从离线训练向在线学习演进,通过持续学习和联邦学习技术,使模型能够在实际运行过程中不断适应新场景、新知识,实现自我进化。四是从人工设计向自动机器学习(AutoML)演进,通过神经架构搜索(NAS)、超参数优化及自动特征工程,降低AI应用的门槛和成本,使非AI专业人员也能够开发和部署AI应用。

此外,大模型技术(如GPT、LLaMA等)为工业知识的获取和应用带来了新的可能。通过在大规模工业文本数据上预训练工业大语言模型,能够实现工艺知识问答、故障诊断咨询、技术文档生成及培训教育辅助等功能,为制造系统的知识管理和人才培养提供智能化支持。然而,大模型在工业应用中的落地还面临领域适配、实时性、安全性及成本等挑战,需要进一步的技术突破和工程实践。

6 结论与展望

本文系统综述了人工智能在机械制造系统中的应用研究进展,主要结论如下:

(1) 人工智能已成为推动机械制造系统智能化升级的核心驱动力。以人为本的智能制造理念强调人机协同,将人工智能技术与人的经验智慧相结合,构建CPS视角下的智能制造系统,是实现高阶智能制造的必由之路。

(2) 在生产调度优化方面,基于深度强化学习、多智能体博弈及图神经网络的智能调度方法,能够有效应对动态不确定性、多目标冲突及大规模组合优化等复杂问题,显著提高制造系统的响应速度和资源利用率。

(3) 在刀具状态监测与预测方面,基于深度学习、集成学习及无监督学习的多源信息融合方法,能够实现刀具磨损的准确评估和剩余寿命的可靠预测,为预测性维护和工艺自适应优化提供了技术支撑。

(4) 在表面质量检测与缺陷识别方面,基于计算机视觉和深度学习的智能检测技术,已实现从人工检测到自动检测、从离线抽检到在线全检的转变,显著提高了检测效率和准确性。

(5) 在制造系统智能化升级方面,人工智能正从单点应用向系统集成、从辅助决策向自主决策演进,数字孪生、工业大数据、边缘计算及大模型等前沿技术的融合应用,为制造系统的全面智能化开辟了新路径。

展望未来,人工智能在机械制造系统中的应用将呈现以下发展趋势:一是多模态融合与跨域泛化,通过融合视觉、力觉、声觉等多模态信息,提高智能系统的感知能力和环境适应性;二是可解释性与可信AI,通过发展可解释深度学习、因果推理及人在回路技术,增强AI系统的透明度和可信度;三是自主决策与自进化,通过强化学习、持续学习及元学习技术,使制造系统具备自主决策和自我进化的能力;四是绿色智能制造,通过AI优化能源消耗、减少材料浪费及降低碳排放,实现制造系统的可持续发展。随着上述技术的不断突破,人工智能必将在机械制造系统中发挥更加重要的作用,推动制造业向更高质量、更高效率、更可持续的方向发展。

参考文献

- [1] 王柏村,薛源,延建林,等.以人为本的智能制造:理念、技术与应用[J].中国工程科学,2020,22(4):58-67.
- [2] 袁焯,张永,丁汉.工业人工智能的关键技术及其在预测性维护中的应用现状[J].自动化学报,2020,46(10):2001-2014.
- [3] 张洁,汪俊亮,吕佑龙,等.大数据驱动的智能制造[J].中国机械工程,2019,30(2):127-133.
- [4] 王柏村,易兵,刘振宇,等.CPS视角下智能制造的发展与研究[J].计算机集成制造系统,2021,27(1):1-16.
- [5] 汪俊亮,高鹏捷,张洁,等.制造大数据分析综述:内涵、方法、应用和趋势[J].机械工程学报,2023,59(12):1-16.
- [6] 吴秀丽,孙琳.智能制造系统基于数据驱动的车间实时

- 调度[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 523-535.
- [7] 陈剑, 孙明月, 马文静, 等. 基于 VCG 拍卖的智能车间主动调度机制研究[J]. 工业工程与管理, 2024, 29(1): 1-11.
- [8] 周亚勤, 汪俊亮, 吕志军, 等. 密集仓储环境下多 AGV/RGV 调度方法研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10): 245-256.
- [9] 周亚勤, 吕佑龙, 郑鹏, 等. 考虑动态资源和工件批量约束的柔性车间生产调度方法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(5): 1258-1267.
- [10] 周亚勤, 汪俊亮, 鲍劲松, 等. 针织生产智能管控的通用数据模型研究[J]. 中国机械工程, 2019, 30(2): 143-148.
- [11] 刘献礼, 李雪冰, 丁明娜, 等. 面向智能制造的刀具全生命周期智能管控技术[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10): 196-219.
- [12] 李亚, 黄亦翔, 赵路杰, 等. 基于 t 分布邻域嵌入与 XGBoost 的刀具多工况磨损评估[J]. 机械工程学报, 2020, 56(1): 132-140.
- [13] 戴稳, 张超勇, 孟磊磊, 等. 采用深度学习的铣刀磨损状态预测模型[J]. 中国机械工程, 2020, 31(17): 2071-2078.
- [14] 刘会永, 张松, 李剑峰, 等. 采用改进 CNN-BiLSTM 模型的刀具磨损状态监测[J]. 中国机械工程, 2022, 33(16): 1940-1947.
- [15] 刘辉, 张超勇, 戴稳. 基于堆叠稀疏去噪自动编码网络与多隐层反向传播神经网络的铣刀磨损预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(10): 2801-2812.
- [16] 伍麟, 郝鸿宇, 宋友. 基于计算机视觉的工业金属表面缺陷检测综述[J]. 自动化学报, 2024, 50(7): 1261-1283.
- [17] 李宗祐, 高春艳, 吕晓玲, 等. 基于深度学习的金属材料表面缺陷检测综述[J]. 制造技术与机床, 2023(6): 61-67.
- [18] 张宇梁, 钟占荣, 曹洁, 等. “人工智能赋能激光”——智能化激光制造装备及工艺研究进展[J]. 中国激光, 2023, 50(11): 1101005.
- [19] 高艺平, 王浩, 李新宇, 等. 基于深度智能视觉的表面缺陷检测研究进展[J]. 工业工程, 2024, 27(2): 27-36.
- [20] 王柏村, 黄思翰, 易兵, 等. 面向智能制造的人因工程研究与发展[J]. 机械工程学报, 2020, 56(16): 1-12.
- [21] CHRYSSOLOURIS G, ALEXOPOULOS K, ARKOULI Z. Artificial intelligence in manufacturing systems[M]//A perspective on artificial intelligence. Cham: Springer, 2023: 85-118.
- [22] PERES R S, JESUS A D, JONKER J, et al. Industrial artificial intelligence in industry 4.0—systematic review, challenges and outlook[J]. IEEE Access, 2020, 8: 220121-220139.
- [23] WANG J, XU C, ZHANG J, et al. Big data analytics for intelligent manufacturing systems: a review[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 62: 738-752.
- [24] AMERI R, HSU C C, BAND S S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 130: 107717.
- [25] ARINEZ J F, CHANG Q, GAO R X, et al. Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2020, 142(11): 110804.
- 版权声明:** ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

**OPEN ACCESS**