

人工智能在机电工程控制领域的细分应用研究

何李林

513901*****5216

摘要: 随着人工智能技术的迅猛发展,其与机电工程控制领域的融合不断深化,催生了智能化、自适应、高效率的新型控制范式。本文旨在系统梳理人工智能在机电工程控制中的关键细分应用,重点探讨自适应控制技术、工业机器人与智能装备的控制创新以及预测性维护与能效优化三大核心方向。文章首先概述研究背景,分析智能控制技术的发展脉络;随后,详细阐述以数据驱动和神经网络为代表的自适应控制技术,以及模糊逻辑与专家系统在非线性系统与故障诊断中的应用;接着,聚焦于协作机器人的人机共融控制、智能无人机导航等前沿创新实践;最后,深入剖析基于机器学习的预测性维护与能效优化策略。研究表明,人工智能技术显著提升了机电系统的控制精度、鲁棒性及自主决策能力,但同时也面临数据质量、模型可解释性及系统集成等挑战。未来,多技术融合与边缘智能将成为重要发展趋势。

关键词: 人工智能;机电工程控制;自适应控制;工业机器人;预测性维护;能效优化

DOI: 10.69979/3060-8767.26.03.012

引言

机电工程控制作为现代工业自动化的基石,其发展历程始终与控制理论的演进紧密相连。从经典控制到现代控制,再到如今的智能控制,每一次跨越都极大地拓展了系统的性能边界与应用场景。近年来,以机器学习、深度学习、强化学习等为代表的人工智能技术取得了突破性进展,其强大的数据处理、模式识别与决策优化能力,为解决机电工程控制中长期存在的非线性、时变性、不确定性及高维度优化等问题提供了全新工具。人工智能不仅能够实现对复杂动态系统的精确建模与实时控制,还能赋能系统具备自学习、自适应与自决策的高级智能,从而推动机电控制系统向智能化、自主化与网络化方向深刻变革。

1 研究背景

传统机电控制系统多依赖于精确的数学模型,如传递函数、状态空间方程等。然而,实际工业现场中的被控对象往往具有强非线性、参数时变、外部干扰不可测、多变量强耦合等复杂特性,这使得基于精确模型的传统控制方法(如PID控制、最优控制等)在应用时面临建模困难、控制器设计复杂、鲁棒性不足等瓶颈。尤其在面对高端制造、精密装备、航空航天、新能源等新兴领域对控制性能提出的极端要求时,传统方法的局限性日益凸显。

与此同时,计算能力的指数级增长、传感器技术的普及以及工业物联网(IIoT)的广泛部署,使得海量实

时数据的获取与处理成为可能。这为数据驱动的人工智能方法应用于控制系统创造了条件。人工智能,特别是其子领域机器学习,能够从历史与实时数据中自动提取特征、发现规律、构建模型,甚至无需显式的先验数学模型即可实现高性能控制^[1]。从早期的模糊逻辑、专家系统,到中期的神经网络、支持向量机,再到如今的深度强化学习、迁移学习,人工智能技术的每一次迭代都为其在控制领域的渗透注入了新动力。当前,人工智能与机电工程控制的交叉研究已从理论探索走向广泛工程应用,并正朝着构建具有感知、分析、决策与执行一体化的智能机电系统方向快速发展。

2 智能控制技术的核心分支与应用

2.1 自适应控制技术

通过在线调整控制器参数或结构,使系统能够自适应被控对象动态特性或环境条件的变化,保持预期的控制性能。传统自适应控制(如模型参考自适应控制)虽有一定效果,但其对模型结构的依赖限制了在高度非线性场景中的应用。人工智能的引入,特别是数据驱动和神经网络方法,为自适应控制开辟了新路径。

2.2 数据驱动自适应控制

摒弃了对显式参数化模型的依赖,直接从输入输出数据中学习系统的动态特性或控制策略。例如,无模型自适应控制(MFAC)仅利用被控系统的紧凑格式动态线性化模型,通过在线估计伪偏导数来设计控制器,具

有结构简单、计算量小的优点,适用于伺服系统、过程控制等。另一种思路是基于强化学习的自适应控制,智能体(控制器)通过与环境(被控系统)的持续交互,以试错方式学习最优控制策略。深度确定性策略梯度(DDPG)、近端策略优化(PPO)等算法在机器人运动控制、电机驱动等复杂非线性系统中展现了卓越的自适应能力,能有效应对负载突变、摩擦变化等不确定性。

2.3 神经网络自适应控制

利用神经网络强大的非线性逼近能力和自学习特性。通常将神经网络作为控制器、辨识器或两者结合。例如,直接逆模控制利用神经网络逼近被控对象的逆模型作为控制器;间接自适应控制则用神经网络在线辨识系统模型,并基于该模型调整控制器参数(如神经网络PID)。递归神经网络(RNN)、长短期记忆网络(LSTM)因其对动态时序信息的记忆能力,特别适用于具有滞环、时滞特性的机电系统控制。神经网络自适应控制的优势在于其万能逼近特性,能处理高度非线性问题,但其网络结构设计、训练数据要求及在线学习稳定性是需要重点关注的问题。

2.4 模糊逻辑与专家系统

模糊控制的核心是将人类专家的控制经验转化为“如果-那么”形式的模糊规则,通过模糊推理处理模拟量信息,特别适用于数学模型难以建立、但操作经验丰富的系统。在机电工程中,模糊控制广泛应用于具有强非线性的系统,如液压伺服系统、空调温控系统、电动汽车的再生制动控制等。它不依赖于精确模型,对参数变化和干扰具有较好的鲁棒性。然而,模糊规则库的构建严重依赖专家知识,且规则数量随系统复杂度呈指数增长,存在“规则爆炸”问题。为此,常将模糊系统与神经网络结合,形成自适应神经模糊推理系统(ANFIS),利用神经网络的数据学习能力自动优化模糊规则和隶属度函数,提升了系统的自适应性和精度。

专家系统在机电工程控制中的应用则主要体现在故障诊断与决策支持层面。它通过知识库和推理机,对系统运行状态进行分析,实现故障的检测、隔离与诊断^[2]。例如,在大型旋转机械的监测中,专家系统可以综合频谱分析、时域特征等多源信息,快速定位轴承磨损、转子不平衡、不对中等典型故障。随着深度学习的发展,基于深度神经网络的智能诊断模型能够自动从原始信号中提取深层故障特征,其诊断精度和泛化能力往往超越传统专家系统。然而,将深度学习模型与基于规则的

专家系统结合,构建混合智能诊断系统,既能利用数据驱动模型的强大特征提取能力,又能融入可解释的专家知识,成为当前故障诊断领域的研究热点。

3 工业机器人与智能装备的控制创新

3.1 协作机器人人机共融控制

该机制是实现安全、高效人机协作(HRC)的关键。其核心挑战在于如何让机器人实时感知人的意图和动作,并做出安全、柔顺的响应。力控感知与安全交互是基础技术。传统的力控制依赖于安装在关节或末端的力/力矩传感器,结合阻抗控制或导纳控制算法,使机器人能够根据接触力调整自身运动,实现“以柔克刚”的拖动示教或精密装配。人工智能进一步提升了力控的智能水平。例如,利用机器学习(如高斯过程回归)可以更精确地辨识机器人的动力学参数和外部载荷,从而提高力控制的精度^[3]。深度学习可用于从多维传感信息中预测人类的操作意图,使机器人能提前做出顺应性调整,实现更自然流畅的人机交互。此外,强化学习可用于优化阻抗控制参数,使机器人在不同任务和交互对象下自动学习最优的柔顺性行为。

3.2 群体协作与分布式控制

该机制关注多机器人系统。在仓储物流、大型构件装配等场景中,多个机器人需要协同完成单一机器人无法胜任的复杂任务。传统的集中式控制存在单点故障和通信瓶颈问题。人工智能赋能下的分布式控制,每个机器人仅依靠局部感知和有限通信,通过分布式算法(如一致性算法、拍卖算法)实现全局任务的协同分配与执行。多智能体强化学习(MARL)是当前的研究前沿,通过训练,多机器人系统可以涌现出复杂的协同策略,如动态队形保持、协同搬运、围捕等。这要求算法能处理部分可观测、非稳态的复杂环境,并解决智能体间的信用分配与探索-利用权衡问题。

智能无人机与移动平台作为空中和地面的智能装备,其控制同样因人工智能而发生变革。复杂环境自主导航要求无人机在未知或动态环境中,无需全球定位系统(GPS)或预先地图,也能实现定位、建图与路径规划(SLAM)。视觉SLAM与深度学习结合是主流方向。卷积神经网络(CNN)可以用于增强视觉特征点的提取与匹配鲁棒性,或在端到端的方式下直接从图像输入输出控制指令(如飞向特定目标)。对于包含动态障碍物的环境,结合深度强化学习的路径规划器可以使无人机学习到高效的避障策略,并适应障碍物运动模式

的变化。

3.3 抗干扰姿态控制

该手段是无人机稳定飞行的基础。外界风扰、负载变化等会严重影响飞行姿态。传统PID控制虽简单有效,但参数整定困难,且对复杂扰动的抑制能力有限。自适应控制与智能方法被引入以提升抗扰性^[4]。例如,基于神经网络的自适应滑模控制,利用神经网络在线逼近系统的不确定部分和外部扰动上界,设计滑模控制器,既保持了滑模控制的强鲁棒性,又通过神经网络的补偿削弱了抖振现象。此外,学习型预测控制(LMPC)将神经网络作为系统动态的预测模型,通过在线滚动优化计算最优控制序列,能够显式处理约束并有效抑制持续扰动,在无人机精准悬停、轨迹跟踪等任务中表现出色。

4 预测性维护与能效优化应用

4.1 基于机器学习的设备健康管理(PHM)

利用传感器数据和机器学习算法,评估设备的当前健康状态,预测潜在故障的发生时间,即剩余寿命(RUL)。故障预测模型构建是首要环节。这通常是一个从原始数据到健康指标,再到故障预测的流程。首先,需要对振动、声发射、油液、电流等多源传感数据进行预处理和特征提取。时域、频域、时频域特征是传统方法,而深度学习能够直接从原始信号中自动学习具有判别力的健康特征。然后,利用这些特征训练分类或回归模型。支持向量机(SVM)、随机森林等传统机器学习模型在小样本、明确特征下表现良好。而对于复杂的退化过程,循环神经网络(RNN)及其变体(如LSTM、GRU)因其对时序退化轨迹的建模能力,成为RUL预测的主流方法。它们能够捕捉设备性能的缓慢退化趋势及其与运行工况的关系。

4.2 剩余寿命预测(RUL)

当前的研究重点在于提高预测精度与不确定性量化。融合物理模型与数据驱动模型的数字孪生技术为此提供了新思路。数字孪生构建一个与物理设备同步的虚拟镜像,其中集成了物理规律和数据驱动模型。通过数据同化技术持续更新虚拟模型的状态,可以实现更精确、更具物理可解释性的RUL预测。此外,考虑到工业数

据中故障样本稀少,迁移学习和元学习被用于利用源域的知识来加速目标域模型的训练,提升小样本场景下的预测能力^[5]。

能效优化与智能调度则从系统运行层面挖掘节能潜力。生产流程能耗建模是基础,需要建立设备、产线乃至整个工厂的能耗与生产参数之间的映射关系。由于工业系统复杂,传统的机理建模往往难以精确。机器学习,特别是监督学习回归模型和神经网络,能够从历史运行数据中学习出高精度的能耗黑箱或灰箱模型。

基于此模型,可以进一步进行优化调度。需求响应与负荷预测是在电力市场环境下实现能效成本优化的关键。通过时间序列预测模型(如ARIMA、Prophet、LSTM)对未来短期或超短期的生产负荷、电网电价进行预测,智能调度系统可以动态调整生产计划(如将高能耗工序移至电价低谷期)、启停辅助设备、调节储能系统充放电策略,在保证生产任务的前提下最小化用电成本或参与电网需求侧响应。

5 结语

人工智能技术与机电工程控制领域的深度融合,正以前所未有的广度和深度重塑着现代工业的控制范式、运维模式与能效图景。本文系统梳理了人工智能在自适应控制、智能装备创新以及预测性维护与能效优化三大方向上的细分应用。研究表明,从数据驱动的自适应控制到深度强化学习赋能的人机共融,从基于深度学习的故障预测到数字孪生使能的精准运维,人工智能显著提升了机电系统的自主性、适应性、可靠性与经济性。

参考文献

- [1] 王世雄. 人工智能在机电工程控制领域的细分应用研究[J]. 中国信息界, 2025, (10): 223-225.
- [2] 李雄, 李庆超. 机电工程绿色制造中的智能化技术应用与发展[J]. 模具制造, 2025, 25(10): 177-179.
- [3] 郑晓珠. 机电工程安装施工的质量控制与检测技术研究[J]. 仪器仪表用户, 2024, 31(10): 50-52+55.
- [4] 徐小娟. 智能控制工程在机械电子工程中的运用探讨[J]. 中国设备工程, 2024, (14): 33-35.
- [5] 黄伟. 自动化在煤矿机电工程技术中的创新应用[J]. 自动化应用, 2024, 65(S1): 285-287.