

智能工厂中工业机器人能耗优化的 AI 决策模型构建

李承轩

广东省机械工程学会, 广东 广州 510070

DOI: 10.61369/TACS.2025060048

摘 要 : 新时代下, 全球“双碳”目标深入推进, 智能工厂能耗管理成为制造业绿色发展的核心议题。通过工业机器人能耗优化, 适配复杂的多种生产场景, 设计多目标协同、自适应决策引领, 势必能够推动各行各业绿色转型, 奠定未来可持续发展的坚实基础。因此, 本文聚焦工业机器人能耗优化的 AI 决策模型设计, 在分析相应能耗影响和主要问题的基础上, 提出一系列可行且有效的改进方法, 为智能工厂实现节能降耗与高效生产提供理论与技术参考。

关 键 词 : 智能工厂; 工业机器人; 能耗优化; AI 决策; 模型构建

Construction of AI Decision-Making Model for Energy Consumption Optimization of Industrial Robots in Smart Factories

Li Chengxuan

Guangdong Mechanical Engineering Society, Guangzhou, Guangdong 510070

Abstract : In the new era, with the in-depth advancement of the global "dual carbon" goals, energy consumption management in smart factories has become a core issue for the green development of the manufacturing industry. By optimizing the energy consumption of industrial robots to adapt to complex and diverse production scenarios, and designing multi-objective coordination and adaptive decision-making guidance, it is bound to promote the green transformation of various industries and lay a solid foundation for future sustainable development. Therefore, this paper focuses on the design of an AI decision-making model for energy consumption optimization of industrial robots. On the basis of analyzing the corresponding energy consumption impacts and main problems, it proposes a series of feasible and effective improvement methods, providing theoretical and technical references for smart factories to achieve energy conservation, consumption reduction and efficient production.

Keywords : smart factories; industrial robots; energy consumption optimization; AI decision-making; model construction

引言

工业机器人作为智能制造的关键设备, 在智能工厂发挥着重要作用, 尤其焊接、装配、搬运等生产场景下, 能显著提高生产效率, 降低劳动成本和提升产品质量。但是, 相应能耗问题一直备受争议, 以非线性、动态性与多因素耦合, 难以应对不断变化的生产任务和复杂场景。因此, 构建具备自适应、自学习能力的 AI 决策模型, 实现工业机器人能耗的精准预测与动态优化, 成为智能工厂降本增效、绿色发展的关键突破口。因此, 开展 AI 技术在改善工业机器人能耗问题的应用研究, 形成系统性的工业机器人能耗优化与 AI 决策模型, 值得我们深入探索与实践。

一、智能工厂中工业机器人能耗影响与主要问题

(一) 数据碎片化

智能工厂中工业机器人的能耗相关数据分布于多源异构系统, 渗透于设备层、控制层、管理层等多个层级。设备层通过传感器产生实时电流、电压、温度等物理量数据, 采样频率可达毫秒级; 控制层的 PLC 系统记录机器人运动轨迹、关节速度、作业节拍等控制指令数据; 管理层的 MES 系统则存储生产计划、订单需求、设备运维等业务数据。由此在格式上存在结构化与非结构

化的差异, 在语义上缺乏统一数据标准, 数据间缺乏关联性, 无形中出現“数据孤岛”, 导致能耗分析无法建立全局关联模型^[1-3]。比如说, 难以量化生产计划调整对机器人待机能耗的影响, 或无法追溯特定运动参数与能耗峰值的因果关系。同时, 碎片化数据的质量参差不齐, 存在噪声干扰、数据缺失等问题, 进一步降低了能耗建模的准确性, 使得基于数据的优化决策失去可靠基础。

(二) 多目标冲突

聚焦系统运行目标, 主要涉及能耗最小化、生产效率最大

化、设备损耗最小化三大核心目标，三者之间呈现非线性耦合关系。能耗最小化通常要求降低机器人运动速度、减少无效动作，但这会直接延长作业周期，与生产效率目标产生冲突；为提升生产效率而提高机器人运行功率，虽能缩短节拍时间，却会导致能耗激增，同时加速设备机械部件磨损，增加维护成本；过度追求设备低损耗而降低运行负载，又会造成产能浪费与能耗相对升高。在实际生产中，这些目标的优先级还会随场景动态变化，常规生产中能耗目标更为关键。传统优化方法多采用单目标建模或加权求和的简化处理，难以平衡多目标间的制约关系，往往导致“顾此失彼”的结果生成，无法实现全局最优解^[4]。

（三）动态适应性差

生产系统的动态性体现在多维度的实时变化中：订单需求的波动导致生产任务频繁调整，机器人作业序列需实时重构；设备状态的退化使能耗特性随时间漂移；原材料供应延迟、突发设备故障等异常事件需机器人快速切换作业模式；甚至环境温度、湿度的变化也会影响机器人电机的能耗效率。传统能耗优化模型多基于静态参数建模，优化过程更依赖预设的生产场景与设备参数，缺乏动态感知与自我调整能力^[5]。当实际工况偏离模型假设时，优化策略失效，可能出现“优化反增耗”的现象。例如，基于理想设备状态构建的能耗模型，在设备老化后若未及时更新参数，其推荐的运动参数反而会导致能耗升高^[6]。这种动态适应性的缺失，使得能耗优化效果难以维持稳定性与持续性。

（四）决策透明度低

用于能耗优化的 AI 模型多为“黑箱”结构，决策过程依赖高维特征的隐性关联计算，难以直观解释优化策略的形成逻辑。在工业场景中，工程师需要明确知晓“为何此参数组合能降低能耗”、“决策依据是否符合设备安全规范”等关键问题，而黑箱模型无法提供可追溯的决策路径。这种低透明度可能引发多重风险：一是难以排查模型决策错误的根源，当优化策略导致异常能耗时，无法快速定位是特征输入问题还是模型逻辑缺陷；二是降低操作人员对模型的信任度，导致优化策略在实际生产中被抵触或弃用；三是不符合工业安全合规要求，部分行业对生产决策的可解释性有强制规范，黑箱模型难以满足审计需求。决策透明度的缺失，严重制约了 AI 优化模型在工业场景的实用价值^[7-9]。

二、智能工厂中工业机器人能耗优化的 AI 决策模型构建

（一）构建多源数据融合体系

多源数据融合体系是 AI 决策模型的基础支撑，通过打破数据孤岛实现能耗特征的全面建模。该体系采用“边缘-云端”协同架构，在数据层实现多源异构数据的标准化处理：边缘节点对传感器实时数据进行清洗与格式转换，将非结构化日志数据通过自然语言处理技术转化为结构化特征；云端平台建立统一数据中台，通过元数据管理实现设备 ID、时间戳等关键标识的全局对齐，形成涵盖能耗、工况、任务的标准化数据集。在特征层，采用联邦学习技术实现跨域数据融合，在保护数据隐私的前提下，

通过参数共享挖掘不同车间机器人的共性能耗特征；同时引入时序特征工程，提取设备运行状态的趋势性特征与突变特征^[10]。在决策层，通过知识图谱构建能耗影响因素关联网络，将设备参数、生产任务、环境条件等实体及其关系可视化，为后续优化算法提供完整的特征输入空间，实现从数据间缺乏关联性的“数据碎片”到多源数据融合的“知识图谱”的转化^[11]。

（二）设计多目标协同优化算法

多目标协同优化算法通过数学建模与智能搜索实现能耗与效率、损耗的平衡优化。算法核心在于构建动态目标函数体系：以单位产品能耗作为核心优化目标，同时将生产节拍偏差率、设备故障率作为约束目标，通过层次分析法动态赋予各目标权重^[12]。在优化模型构建上，基于改进非支配排序遗传算法设计搜索策略：采用实数编码方式表征机器人运动参数，通过自适应交叉算子增强全局搜索能力；引入精英保留策略，将历史最优解纳入下一代种群，加速收敛至 Pareto 前沿。为提升算法实用性，设计目标偏好交互式决策模块，允许工程师通过拖拽目标权重滑块实时调整优化方向，系统即时生成对应 Pareto 最优解集中的推荐方案，并通过可视化界面展示各方案的能耗-效率-损耗三维权衡关系，实现“算法优化+人机协同”的决策模式。

（三）开发动态自适应决策模块

动态自适应决策模块通过实时感知与在线学习实现优化策略的动态调整。模块依托物联网感知层构建实时数据采集网络，通过部署在机器人控制柜的边缘计算单元，每秒采集 1000+ 维度的运行数据，并通过 5G 技术低延迟传输至决策系统。基于强化学习构建动态决策模型：将生产场景状态定义为状态空间，机器人参数调整动作作为行动空间，以综合效益作为奖励函数，通过深度确定性策略梯度算法训练智能体。为应对场景突变，引入迁移学习机制：当生产任务切换时，模型通过特征迁移复用相似场景的历史优化经验，将新场景的学习周期缩短 60% 以上；设计参数自适应更新机制，每小时基于最新运行数据微调模型参数，确保在设备老化、环境变化等情况下仍保持优化效果^[13,14]。同时构建闭环反馈通道，将实际能耗数据与优化预测值的偏差作为修正信号，反向迭代优化模型参数，形成“感知-决策-执行-反馈”的动态闭环。

（四）引入可解释性 AI 技术支持

可解释性 AI 技术的引入旨在破解“黑箱”决策难题，增强模型的工业实用性。采用“内在可解释模型+事后解释工具”的双层架构：核心决策逻辑基于梯度提升决策树构建，其树状结构可直观展示特征重要性排序，工程师可通过遍历决策路径追溯具体参数的优化依据。针对复杂场景下的集成模型，引入 SHAP 值解释工具，通过量化每个特征对决策结果的贡献度，生成可视化解释报告。构建领域知识图谱辅助解释，将设备手册中的安全阈值、工艺规范等规则转化为知识节点，当模型决策触发关键阈值时，自动关联相关规则并标注“符合安全标准”或“需人工复核”^[15]。开发交互式解释界面，支持工程师通过点击决策结果反查影响因素、历史相似案例及优化逻辑，同时提供决策模拟功能，通过调整输入参数观察能耗变化趋势，实现“透明决策+人

机互信”。

三、结束语

总的来说，智能工厂中工业机器人能耗优化的 AI 决策模型还存在各种各样的问题，要打破信息孤岛，需要借助多目标、多任务协同，避免冲突以及动态自适应模块，应对外部环境变化，

形成“数据－模型－决策－反馈”的完整体系。相信我们的共同努力，能够不断降低工业机器人能耗，增强其直接效益，进一步提升生产效率和设备可靠性。未来，随着数字孪生、联邦学习等技术的深度融合，模型将在动态场景预测、跨工厂协同优化等方向实现突破，推动制造业向高效、低碳、智能的可持续发展模式演进。

参考文献

[1] 徐宁. 机器视觉辅助的工业机器人自优化智能决策算法 [D]. 河南科技大学, 2024.

[2] 邱德贵, 周进, 吴勇强. 基于最小二乘法的工业机器人运行能耗参数辨识 [J]. 技术与市场, 2024, 31(10): 1-8.

[3] 尹贺. 精益数字化赋能专精特新“小巨人”的实现路径及经济后果研究 [D]. 江西财经大学, 2024.

[4] 王珊珊. 下一代智能工厂来了三项核心技术解密 [N]. 中国工业报, 2024-05-10(003).

[5] 陈刚. 基于多指标综合评估的工业机器人轨迹规划与优化研究 [D]. 河北科技师范学院, 2024.

[6] 廖俊波. 基于数字孪生的工业机器人状态监测关键技术研究 [D]. 重庆交通大学, 2024.

[7] 李冲. 基于“岗课赛证”融通的工业机器人技术专业课程体系构建与改革思路 [J]. 南方职业教育学刊, 2024, 14(02): 62-68.

[8] 周建桂, 王文凯, 汪红, 等. 基于 VisualOne“智能工厂搭建与仿真”课程教学设计探索与应用——以机电一体化专业教学为例 [J]. 科技与创新, 2024, (04): 53-55+58.

[9] 宋杰. 培育工业经济新动能上海布局智能制造新优势 [J]. 中国经济周刊, 2024, (02): 106-107.

[10] 李晔宸, 王赫. 达升科技: 让工业机器人赋能“中国智造”[N]. 西安日报, 2023-08-28(003).

[11] 陈良源, 张一帆, 林建浩, 等. 工业机器人应用与企业用工决策——来自微观企业的调查证据 [J]. 统计研究, 2023, 40(07): 85-97.

[12] 罗巍. 基于深度学习理论的工业机器人智能故障诊断技术研究. 四川省, 宜宾吉林大学研究院, 2023-06-23.

[13] 张洋洋. 面向大型电装设备叠片机器人的边缘控制技术研究 [D]. 四川大学, 2023.

[14] 彭海波. 面向数字孪生的钢铁冶金企业智能工厂建设研究与实践 [D]. 昆明理工大学, 2023.

[15] 李平凡. 语言外能力视角下微课《工业互联网导论》汉英字幕翻译实践报告 [D]. 广西民族大学, 2022.