

基于人工智能的机械自动化系统优化设计

万里

河北赛格机电有限公司 河北 沧州 061500

摘要: 针对传统机械自动化系统参数调试低效、工况适配性差、精度能耗失衡与运维滞后等痛点,本文结合遗传算法、BP神经网络与模糊PID算法,优化硬件架构与控制逻辑,搭建智能故障预警子系统。通过搭建对照实验开展多维度仿真验证,结果表明优化后系统定位精度、设备效率大幅提升,能耗与运维成本显著下降,解决多参数耦合调控难题,弥补传统系统自适应短板,可为工业机械自动化智能升级提供可行技术参考。

关键词: 人工智能;机械自动化系统;优化设计

引言: 工业智能制造转型背景下,机械自动化设备逐步向高精度、低能耗、长运维周期发展,传统依托人工整定、静态控制的自动化系统,难以适配变负载、变温复杂生产工况,存在误差累积、能耗偏高、非计划停机频发等问题。为突破传统优化技术局限,本文依托人工智能算法与自动化融合机理,从硬件、控制算法、智能运维多维度完成系统优化设计,通过仿真测试核验优化成效,助力工业自动化设备提质降本、提升工况鲁棒性。

1 相关理论与基础技术概述

1.1 机械自动化系统基础理论

(1) 机械自动化系统由控制单元、执行机构、传感反馈模块及人机交互界面构成,其运行基于“输入-处理-输出-反馈”闭环机制:传感器采集状态信息,控制器按预设逻辑生成指令,驱动执行器完成动作。(2) 自动化控制系统的逻辑核心为PID闭环调节与顺序控制,驱动机制依赖信号调理与功率放大电路,将低电平控制信号转换为执行元件(伺服电机、液压阀等)的驱动能量。(3) 系统性能评价核心指标包括:定位精度(稳态误差 $\leq 0.01\text{mm}$)、响应时间(阶跃响应上升时间 $\leq 50\text{ms}$)、重复定位误差、平均无故障时间(MTBF $\geq 5000\text{h}$)及能耗比。

1.2 核心人工智能优化算法原理

(1) 遗传算法通过编码待优化参数生成初始种群,经选择、交叉、变异等进化操作迭代寻优,可在复杂解空间中以概率1收敛至全局最优解,适用于非线性、多峰系统参数整定。(2) BP神经网络采用误差反向传播机制,包含输入层、隐含层与输出层;通过梯度下降法调整连接权值,对历史工况数据训练后,可实现加工精度预测及热误差补偿建模^[1]。(3) 模糊控制算法将专家经验转化为“如果-则”规则库,经模糊化、模糊推理与去模糊化步骤,生成连续平滑的控制量,特别适用于模型

不确定的自动化设备动态调节。

1.3 AI与机械自动化融合优化机理

(1) 人工智能优化系统采用离线学习+在线适配的双层架构:离线阶段利用历史数据训练预测模型;在线阶段实时比对期望与实测偏差,触发模型增量更新。(2) 自动化设备运行数据采集通过分布式I/O模块与工业以太网实现,采样频率 $\geq 1\text{kHz}$;数据处理依次经滤波去噪、特征提取(时域/频域特征)及归一化,形成标准化训练样本。(3) AI优化模块以“外挂式”或“嵌入式”方式接入自动化系统架构:外挂式通过OPCUA与PLC通讯,不改变原生控制逻辑;嵌入式将算法直接部署于运动控制器中,实现毫秒级实时优化。

1.4 传统自动化系统优化局限性分析

(1) 人工参数调试依赖经验试凑,难以保证多参数耦合条件下的全局最优整定;调试周期长(数天至数周),且人员流动导致隐性知识流失,系统维护成本高。(2) 静态优化模式基于固定工况预设模型,当负载、温度或材料特性发生漂移时,原有参数适配性急剧下降;缺乏自适应能力,易造成加工精度超差或系统振荡。

2 基于AI的机械自动化系统整体优化方案设计

2.1 自动化系统优化需求与优化目标确定

(1) 系统运行能耗、加工精度、运行效率优化需求:当前自动化设备在高速重载工况下能耗比偏高(实测 $\geq 0.35\text{kWh/件}$),且多轴联动时定位误差累积超过 $\pm 0.02\text{mm}$;节拍时间受限于固定加减速曲线,难以适应变负载条件。因此亟需降低单位产品能耗、提升加工一致性并将循环时间压缩15%以上^[2]。(2) 设备故障预判、运维降本优化需求:传统事后维修模式导致非计划停机频发(月均 ≥ 2 次),备件更换周期混乱,年度运维成本占总产值8%~12%。需通过状态监测实现故障早期预警,将计划外停机减少60%,维修成本降低30%。(3)

多维度量化优化目标构建：设定三层优化目标——①能耗目标：单位产品能耗 $\leq 0.28\text{kWh/件}$ ；②精度目标：定位误差 $\leq \pm 0.008\text{mm}$ ，重复定位误差 $\leq \pm 0.003\text{mm}$ ；③效率目标：平均无故障时间(MTBF)提升至8000h，设备综合效率(OEE) $\geq 85\%$ ；④运维目标：预警准确率 $\geq 90\%$ ，平均修复时间缩短25%。

2.2 自动化硬件系统AI适配优化设计

(1) 执行机械结构轻量化优化改进：采用拓扑优化与有限元分析，对移动横梁、机械臂大臂等关键部件进行镂空重构，在保证刚度（变形量 $\leq 0.005\text{mm}$ ）前提下减重15%~20%；替换铝合金/碳纤维复合材料，降低运动惯量，使执行器加速度提升30%。(2) 传感器感知模块智能化升级设计：在原温度、振动、电流传感器基础上，增加高带宽压电式加速度计（采样率 $\geq 10\text{kHz}$ ）及多光谱热成像模组；集成边缘计算单元，就地完成信号特征提取（RMS、峰峰值、频谱主频），仅上传异常特征数据，降低总线负载70%^[3]。(3) 伺服驱动硬件匹配AI控制模块改造：选用带EtherCAT总线的高响应伺服驱动器（电流环响应 $\leq 1.5\text{kHz}$ ），内置FPGA协处理器；AI控制模块以PCIE接口嵌入工控机，通过实时操作系统与驱动器共享参考位置、速度前馈及转矩补偿指令，形成“AI决策层+伺服执行层”两级硬件架构。

2.3 基于人工智能的控制系统算法优化设计

(1) 改进遗传算法优化工艺运行参数：针对进给速度、主轴转速、切削深度等参数，设计自适应交叉概率（0.6~0.9）与变异概率（0.01~0.1），引入非均匀变异算子和精英保留策略；以能耗最低、表面粗糙度最小为多目标函数，迭代200代后输出Pareto最优参数集，比传统试凑法效率提升40%。(2) 神经网络构建自动化误差闭环调控模型：采用3层BP网络（输入节点6：温度、负载、位置偏差、速度波动等；隐含层12节点；输出节点3：X/Y/Z轴补偿值）。在线训练时引入动量因子（0.85）和自适应学习率（0.01~0.1），每100ms更新权值；将模型输出叠加至位置环给定，形成“前馈补偿+闭环修正”的误差实时调控机制。(3) 模糊PID融合控制算法优化动态响应性能：设计二维模糊控制器（输入：误差E、误差变化率Ec；输出： ΔK_p 、 ΔK_i 、 ΔK_d ），隶属度函数采用三角形/高斯型混合分布。将模糊规则表（共49条）存入控制器内存，实时查表输出PID参数增量；经阶跃响应测试，系统超调量从12%降至3.5%，调节时间缩短42%^[4]。

2.4 智能运维与故障预警子系统设计

(1) 设备运行特征数据提取模型搭建：基于多源传

感数据（振动、温度、电流、扭矩），采用滑动时间窗（窗长2s，重叠率50%）提取时域特征（均值、方差、峭度、偏度）及频域特征（前5阶谐波能量比）。经主成分分析（PCA）降维至8维敏感特征向量，作为后续分类模型输入。(2) AI故障分类与早期预警模块设计：构建随机森林分类器（决策树数量150，最大深度10），训练样本涵盖5类典型故障（轴承磨损、导轨润滑不足、电机退磁、编码器漂移、刀具崩刃）。设置动态阈值预警逻辑：当故障概率 ≥ 0.65 时发出黄色预警， ≥ 0.85 时触发红色报警并推荐维修方案。交叉验证显示分类准确率92.5%，平均预警提前量4.2小时^[5]。(3) 系统自适应修复调控逻辑设计：对非致命故障（如轻微导轨磨损、编码器小偏差），自动调用模糊PID参数在线修正库，重新整定驱动增益及位置环滤波器系数；同时触发冗余执行路径（如备用电源切换），使设备降级运行但不停机。自适应修复成功率达78%，有效避免非计划停机约65%的发生率。

3 基于AI的机械自动化系统仿真验证、结果分析与优化改进

3.1 实验仿真环境与对照组搭建

(1) 仿真软件与实验硬件平台选型：选用MATLAB/Simulink 2022b搭建控制算法模型，联合ADAMS进行多体动力学仿真；硬件平台为五轴数控加工中心（主轴功率11kW，重复定位精度 $\pm 0.005\text{mm}$ ），配置NIPXle-1073数据采集系统及ICP加速度传感器（采样率20kHz）。(2) 原始传统机械自动化对照组系统搭建：对照组采用常规PID控制器（参数经Z-N法整定， $K_p = 1.2$ ， $K_i = 0.08$ ， $K_d = 0.02$ ），无AI优化模块，伺服驱动采用脉冲方向控制，刀具路径由固定后置处理生成，无动态误差补偿。(3) 仿真实验评价指标与变量控制规则：评价指标包括定位误差（ μm ）、单位能耗（kWh/件）、循环时间（s）、超调量（%）、预警准确率（%）。控制变量：工件材料（45钢）、刀具直径（10mm）、进给速度（1200mm/min）、环境温度（25 $\pm 2^\circ\text{C}$ ）。每组实验重复5次取均值。

3.2 优化后系统性能仿真测试

(1) 加工运行精度对比测试实验：在S形试件上设置12个检测点，优化后系统（遗传算法整定+BP补偿+模糊PID）X/Y/Z轴定位误差分别为 $\pm 6.2\mu\text{m}$ 、 $\pm 5.8\mu\text{m}$ 、 $\pm 7.1\mu\text{m}$ ，而传统系统为 $\pm 15.3\mu\text{m}$ 、 $\pm 14.6\mu\text{m}$ 、 $\pm 16.8\mu\text{m}$ ；重复定位精度提升约58%。(2) 系统能耗、运行效率性能测试：优化后系统单位能耗由0.36kWh/件降至0.27kWh/件（降幅25%）；循环时间由128s缩短至103s

(效率提升19.5%)。主要得益于改进遗传算法优化的加减速曲线及轻量化执行部件降低的惯量损耗。(3)复杂工况下系统稳定性测试:在变负载(切削力0~800N阶跃变化)及变温(20~40℃斜坡升温)工况下,优化后系统定位误差波动范围 $\pm 9\mu\text{m}$,超调量 $\leq 4.2\%$;传统系统误差波动达 $\pm 22\mu\text{m}$,且出现持续振荡(超调量11.5%),表明AI优化系统鲁棒性显著增强。

3.3 优化前后系统数据对比分析

(1)工艺参数优化效果数据分析:改进遗传算法输出的最优参数为进给速度1450mm/min、主轴转速3800rpm、切深0.45mm;与传统经验参数相比,表面粗糙度 R_a 从 $0.82\mu\text{m}$ 降至 $0.51\mu\text{m}$,切削力峰值降低18%,刀具寿命延长约32%。(2)能耗、生产效率提升幅度论证:经方差分析,能耗降低的置信度为95%($p = 0.016$),效率提升的效应量Cohen's $d = 1.86$ (大效应);单位时间产量从28.1件/h提升至34.9件/h,年(6000h)可增产约4.08万件。(3)故障发生率、运维成本优化结果分析:智能运维子系统在200h连续运行测试中成功预警7次潜在故障(轴承温度异常3次、振动谱偏移2次、电机电流畸变2次),实际故障发生仅1次(预警准确率85.7%)。运维成本由原来年均9.2万元降至6.5万元(降幅29.3%)。

3.4 现存问题与二次优化改进策略

(1)复杂极端工况下系统适配短板:当环境温度 $> 45^\circ\text{C}$ 或切削力突变幅度 $> 120\%$ 额定值时,神经网络补偿模型出现误差发散(预测偏差超过 $\pm 18\mu\text{m}$),模糊PID规则库覆盖不足导致调控滞后。需扩充极端工况训练样本至原有3倍。(2)AI算法运算时延优化改进方案:当前嵌入式AI模块单次推理耗时约28ms(含特征提取与模型前向计算),造成控制周期抖动。拟采用模型剪枝(压

缩率30%)+定点量化(INT8替代FP32),将推理时延降至12ms以内;同时将部分规则预编译至FPGA并行执行。

(3)多设备联动场景系统迭代优化思路:针对多轴同步或多机协同工况,现有单机优化策略无法处理耦合扰动。提出分布式边缘智能架构——每台设备部署轻量化AI代理,通过5G实时共享状态特征与优化参数,采用联邦学习实现全局模型迭代,目标将联动误差控制在 $\pm 15\mu\text{m}$ 以内。

结束语

本次研究完成人工智能赋能机械自动化系统的全域优化,有效改善设备加工精度、生产能耗与运维管控效果,验证了融合AI控制算法与智能运维架构的可行性。同时研究发现极端工况适配、算法运算时延、多机联动调控仍存在短板,后续将扩充工况样本、压缩算法时延、搭建分布式联邦学习架构迭代模型,进一步完善系统性能,拓宽优化方案适用场景,赋能智能制造领域自动化装备迭代升级。

参考文献

- [1]陈志炜.人工智能在机械制造及其自动化系统中的应用[J].集成电路应用,2025,42(7):426-429.
- [2]汪洋,王鹏.基于人工智能的机械设计制造自动化系统优化研究[J].装备维修技术,2025,9(3):86-89.
- [3]司加振.人工智能在机械设计制造及其自动化中的应用[J].中国设备工程,2025,15(11):59-61.
- [4]梁霖声.人工智能在机械设计制造及自动化中的应用分析[J].机电产品开发与创新,2025,38(3):83-86.
- [5]贺有兵,曾立兵.人工智能在机械设计制造及自动化中的应用[J].凿岩机械气动工具,2025,51(1):16-18.