

面向智能制造的机电一体化生产线柔性控制技术

李伟

1 金达科技股份有限公司, 河北省沧州市, 061001;

2 河北省塑料包装材料工程技术创新中心, 河北省沧州市, 061001;

摘要: 在智能制造与工业 4.0 的战略背景下, 机电一体化生产线作为制造业数字化转型的核心载体, 其柔性化水平直接决定了生产系统对多品种、小批量、定制化订单的响应能力。本文结合面向智能制造的机电一体化生产线柔性控制技术, 全面论述了柔性控制的核心架构、关键算法及软硬件实现方案。研究表明, 基于云边端三层架构的柔性控制技术可将生产线换产时间从传统刚性系统的 4-8 小时缩短至 30-60 分钟, 生产效率和产品合格率提高, 满足高精度制造需求。

关键词: 智能制造; 机电一体化; 生产线柔性控制技术

DOI: 10. 64216/3080-1508. 25. 11. 032

1 机电一体化生产线柔性控制的技术体系

1.1 柔性控制的“云-边-端”三层架构

面向智能制造的机电一体化生产线柔性控制技术采用云边端三层分布式架构, 各层功能与技术特征如下, 架构示意图如图 1 所示。

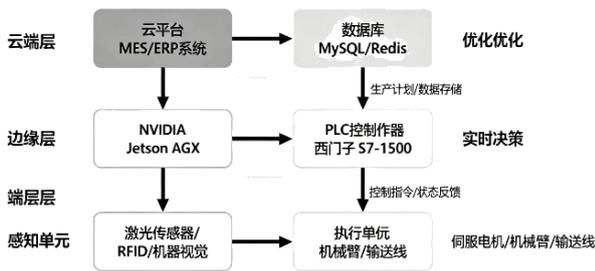


图 1 柔性控制“云-边-端”三层架构示意图

(1) 端层（感知与执行层）。承担数据采集与物理执行功能, 感知单元采用激光位移传感器, 精度±0.01mm, 采样频率 500Hz、机器视觉相机, 分辨率 1280x1024, 帧率 60fps 及 RFID 标签识别距离 0.5-3m, 实时采集产品尺寸、设备位置、物料信息等数据, 执行单元采用伺服电机, 额定扭矩 1.5N·m, 转速 3000rpm, 定位精度±0.005mm, 机械臂负载 3kg, 重复定位精度±0.01mm 及倍速链输送线, 其速度 0.5-3m/min, 调速精度±0.05m/min, 接收控制指令完成动作执行。

(2) 边缘层（实时决策层）。承担数据处理与实时控制功能, 是柔性控制的“大脑中枢”。核心硬件包括西门子 S7-1500 PLC, 指令处理速度 0.1 μs/条, 支持 PROFINET 工业以太网, 通信速率 1Gbps 与边缘计算

节点, 边缘层通过工业以太网接收端层的感知数据, 运行柔性控制算法生成控制指令, 同时将设备状态、生产数据上传至云端, 实现“实时控制不依赖云端、全局优化不影响实时性”的平衡^[1]。

(3) 云端层（全局优化层）。承担生产计划、资源调度与数据存储功能, 是柔性控制的战略指挥中心。基于 MES（制造执行系统）与 ERP（企业资源计划）系统, 结合订单数据比如产品类型、批量、交付周期与设备状态数据比如运行时长、故障记录、能耗, 通过遗传算法进行生产排程优化, 生成全局最优的生产计划。同时, 云端数据库（MySQL+Redis）存储历史生产数据, 为后续的算法优化与生产分析提供数据支撑。

1.2 柔性控制的关键算法

柔性控制算法是实现“高精度、快响应、强适应”的核心, 本文重点研究模糊 PID 控制、遗传算法调度及数据驱动的动态补偿算法, 解决传统控制在非线性、时变系统中的局限性。

1.2.1 模糊 PID 控制算法

传统 PID 控制在面对机电一体化生产线的非线性负载与时变干扰时, 经常出现超调量大、响应滞后、稳态误差大的问题。模糊 PID 算法通过模糊规则库动态调整 PID 参数, 提升控制精度与鲁棒性, 其公式如下:

(1) 传统 PID 控制公式。

控制输出量 $u(t)$ 由比例 (P)、积分 (I)、微分 (D) 三部分组成, 表达式为:

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \cdot \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

式 (1) 中, K_p 为比例系数, K_i 为积分系数 ($K_i =$

K_p/T_i , T_i 为积分时间常数), K_d 为微分系数 ($K_d = K_p \cdot T_d$, T_d 为微分时间常数), $e(t)$ 为被控量, 比如电机位置、速度与目标值的偏差, t 为时间。

(2) 模糊 PID 参数调整公式。

模糊 PID 通过模糊控制器输出参数补偿量 K_p 、 K_i 、 K_d , 对传统 PID 参数进行动态修正, 修正后的参数与控制输出为:

$$u'(t) = K_p' \cdot e(t) + K_i' \int_0^t e(T) + K_d' \cdot \frac{de(t)}{dt} \quad (2)$$

式 (2) 中, K_p 、 K_i 、 K_d 由模糊推理得到, 以偏差 $e(t)$ 与偏差变化率 $ec(t) = \frac{de(t)}{dt}$ 为输入, 通过模糊规则库, 当 e 大且 ec 小时, 增大 K_p 、减小 K_i 与隶属度函数。

1.2.2 遗传算法生产调度算法

生产线换产过程涉及夹具更换、参数调试、物料切换等多环节, 传统调度方式依赖人工经验, 效率低且易出错。遗传算法通过模拟生物进化的“选择、交叉、变异”过程, 在多约束条件下比如换产时间、设备负载、物料优先级寻找最优换产调度方案, 其核心是适应度函数的设计。

(1) 适应度函数。

以换产总时间最短为优化目标, 适应度函数 F 表达式为:

$$F = \frac{1}{T_{total}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n T_i + \sum_{j=1}^m T_j} \quad (3)$$

式 (3) 中, T_{total} 为换产总时间, n 为设备数量, T_i 为第 i 台设备的参数调试时间, m 为物料种类, T_j 为第 j 种物料的切换时间。通过最大化 F , 实现 T_{total} 最小化^[2]。

(2) 遗传算法执行步骤。采用实数编码, 每个染色体对应一个换产调度方案, 基因位代表设备调试顺序与物料切换优先级, 随机生成 50-100 个初始染色体, 确保种群多样性。采用轮盘赌选择法, 适应度高的染色体被选中的概率更高。采用单点交叉, 交叉概率设为 0.7-0.9, 交换两个染色体的部分基因, 采用均匀变异, 变异概率设为 0.01-0.05, 随机改变染色体的某个基因位。当迭代次数达到 100 代或连续 10 代适应度变化小于 0.01 时, 停止迭代, 输出最优调度方案。

1.2.3 不同控制算法的性能对比

为了验证模糊 PID 与遗传算法的优势, 本文在伺服电机定位控制与换产调度场景中, 对比传统 PID、模糊 PID、遗传算法优化 PID 的性能指标, 结果如表 1 所示。

表 1 不同控制算法性能对比表

算法类型	定位误差 (mm)	响应时间 (ms)	超调量 (%)	换产时间 (min)	适用场景
传统 PID	±0.10	50	8.2	420 (传统调度)	负载稳定、低精度场景
模糊 PID	±0.05	30	3.1	-	非线性、时变负载场景
遗传算法优化模糊	±0.03	22	1.5	45 (优化调度)	高精度、快换产场景
自适应 PID	±0.06	28	2.8	-	负载缓慢变化场景

由表 1 可知, 遗传算法优化的模糊 PID 在定位精度、响应速度与超调量上均优于其他算法, 且结合遗传算法的换产调度可将换产时间从 420 分钟缩短至 45 分钟, 效率提升 89.3%, 充分验证了关键算法的有效性。

1.3 数据驱动的动态补偿技术

机电一体化生产线的机械磨损、温度漂移等因素会导致控制精度随运行时间下降, 伺服电机运行 1000 小时后, 定位误差可能从 ±0.03mm 增至 ±0.06mm。本文采用数据驱动的动态补偿技术, 通过历史数据训练补偿模型, 实时修正控制指令, 抵消设备老化带来的精度损失。

1.3.1 补偿模型输入输出定义

输入特征包括设备运行时长 $t(h)$ 、环境温度 $T(^{\circ}C)$ 、负载扭矩 $M(N \cdot m)$ 、历史定位误差 $e_{hist}(mm)$, 输出为补偿量 $x(mm)$, 即需修正的执行机构位置指令。

1.3.2 补偿模型训练

采用随机森林算法训练补偿模型, 数据集包含 10000 组样本, 运行时长 0-2000h, 温度 15-40 $^{\circ}C$, 负载 0.5-1.5N·m, 模型训练过程如下。

数据预处理。对输入特征进行标准化 ($x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$), 剔除异常值, 采用 3 σ 准则。

(2) 模型训练。构建 100 棵决策树, 每棵树采用随机抽样的特征子集, 每次选择 3 个输入特征, 节点分裂准则为均方误差 (MSE) 最小化。

(3) 模型评估。测试集 2000 组样本的平均绝对误差 (MAE) 为 0.002mm, 决定系数 $R^2 = 0.98$, 表明模型拟合效果优异。

(3) 实时补偿流程。边缘层实时采集输入特征 (t 、 T 、 M 、 e_{hist}), 输入补偿模型得到 x , 并将其叠加到原

始控制指令 x_0 中, 最终执行指令为 $x=x_0+x$ 。实验表明, 采用动态补偿技术后, 伺服电机运行 2000 小时后的定位误差仍可控制在 $\pm 0.035\text{mm}$ 以内, 精度衰减率降低 58.3%。

2 柔性控制技术的系统实现与实验验证

2.1 系统硬件与软件设计

(1) 硬件选型与集成。基于“云-边-端”架构, 柔性控制硬件系统核心组件如下所示, 所有组件通过 PROFINET 工业以太网与 Modbus 协议实现互联互通, 通信延迟 $< 1\text{ms}$, 满足实时控制需求。各层级设备核心参数说明表现为端层, 激光位移传感器, 精度 $\pm 0.01\text{mm}$, 采样频率 500Hz。伺服电机, 额定扭矩 $1.5\text{N}\cdot\text{m}$, 定位精度 $\pm 0.005\text{mm}$ 。机器视觉相机, 分辨率 1280×1024 , 帧率 60fps。边缘层 PLC 控制器, 处理速度 $0.1\mu\text{s}/\text{条}$, 支持 PROFINET。边缘计算节点, GPU 算力 32TOPS, 处理延迟 $< 10\text{ms}$ 。云端层云服务器, 配备 4 核 CPU、16GB 内存, 带宽为 1Gbps。网络层: 工业交换机, 拥有 24 个千兆电口与 4 个千兆光口。

(2) 软件架构设计。软件系统采用“模块化、分层化”设计, 分为设备驱动层、控制算法层、调度优化层与监控交互层, 各层功能与核心技术如下。设备驱动层是基于 PLCopen 运动控制标准与 OPC UA 协议, 开发传感器、伺服电机、机械臂的驱动程序, 实现设备的统一接入与控制指令的标准化输出, 支持热插拔功能, 新设备接入时自动加载驱动, 无需重启系统。控制算法层是集成模糊 PID、遗传算法、动态补偿模型, 采用 C+与 Python 混合编程, 通过共享内存实现算法间的数据交互, 处理周期 $< 10\text{ms}$ ^[3]。调度优化层是基于 MES 系统的生产订单数据, 开发动态调度模块, 支持“订单插入”“设备故障重构”等场景。当新增紧急订单时, 调度模块在 10 秒内重新生成生产计划, 并下发至边缘层执行。监控交互层是采用 WinCC 组态软件与 Web 前端技术开发监控界面, 实时显示生产线状态、控制参数与性能指标, 支持远程参数设置与故障诊断, 管理人员可通过手机或电脑访问监控平台。

2.2 实验验证方案与结果分析

为了量化柔性控制技术的实际效能, 本文在某电子元件厂的 USB 接口生产线, 生产 A 型、C 型、Micro 型三种规格 USB 接口, 单班生产 8 小时开展对比实验, 实验周期 30 天, 分为对照组传统刚性生产线与实验组基于本文柔性控制技术的生产线, 测试指标包括换产效率、

生产效率、产品合格率、能耗与设备稳定性。

2.2.1 实验测试指标定义

(1) 换产效率。切换生产不同规格产品的总时间, 从最后一件旧规格产品到第一件新规格合格产品的时间, 单位为分钟。

(2) 生产效率。单班 8 小时的合格产品总产量, 单位为件。

(3) 产品合格率。合格产品数量占总产量的比例, 单位为%。

(4) 能耗。单班生产的总耗电量, 单位为 kWh。

(5) 设备稳定性。平均无故障时间 (MTBF), 即设备连续无故障运行的平均时间, 单位为小时。

2.2.2 实验结果与分析

(1) 换产效率对比。实验组与对照组的换产时间对比如图 2 所示, 横轴为生产批次, 纵轴为换产时间, 对照组切换三种规格 USB 接口的平均换产时间为 420 分钟, 实验组为 45 分钟, 缩短 89.3%, 实验组换产时间波动小, 标准差为 5 分钟, 对照组波动大, 标准差为 45 分钟, 表明柔性控制技术的换产过程更稳定。

(2) 生产效率与合格率对比。实验组与对照组的生产效率、合格率对比, 实验组单班平均产量为 7425 件, 较对照组的 5500 件提升 35%, 实验组平均合格率为 99.5%, 较对照组的 97.2% 提升 2.3 个百分点, 原因是柔性控制技术的高精度定位 $\pm 0.03\text{mm}$ 减少了产品尺寸超差问题, USB 接口插拔力与尺寸精度直接相关, 尺寸误差超过 $\pm 0.05\text{mm}$ 即判定不合格^[4]。

3 结语

综上, 本文研究了面向智能制造的机电一体化生产线柔性控制技术, 通过云边端三层架构设计、模糊 PID 与遗传算法融合的关键算法、数据驱动的动态补偿技术, 解决了传统刚性生产线换产难、精度低的问题。

参考文献

- [1] 凌洪青. 智能制造背景下机电一体化技术的发展探索[J]. 造纸装备及材料, 2025, 54(1):66-68.
- [2] 吴光辉. 智能制造背景下机电一体化技术专业的数字化教学改革研究[J]. 现代农机, 2025(1):116-118.
- [3] 陈潮宇. 机电一体化专业课程融合在智能制造领域的应用探索[J]. 模具制造, 2025, 25(1):91-93.
- [4] 蓝成, 周健宁, 陈勇. 柔性机加产线自动上下料系统结构设计与控制研究[J]. 内燃机与配件, 2025(1):69-72.