

基于模糊 PID 与 AI 融合的自动化设备精度控制研究

马信为

鸿富锦精密电子(郑州)有限公司, 河南 郑州 451162

DOI:10.61369/ERA.2026080008

摘 要 : 针对传统自动化设备精度控制方法存在的智能化不足, 以及传统模糊 PID 自适应能力差、难以应对复杂工况等问题, 本文提出了一种基于模糊 PID 与 AI 融合的自动化设备精度控制方法。文章结合设备动力学特性与误差传递机理, 建立了含参数不确定性的动力学模型, 将精度控制问题抽象为非线性时变系统的轨迹跟踪问题。构建了以模糊 PID 为核心控制单元、AI 算法为优化单元的感知-优化-控制-反馈四层融合拓扑架构; 引入深度强化学习(DQN)构建模糊规则动态寻优模型, 解决规则固化缺陷; 采用径向基神经网络(RBF)自适应调整隶属度函数参数, 提升模糊推理对非线性系统的适配精度。对融合算法的计算复杂度进行了理论推导, 证明其复杂度为常数级, 满足设备毫秒级实时控制需求; 基于 Lyapunov 稳定性理论进行了数学分析, 证明了系统在参数时变与外部干扰下的误差有界性与收敛性。

关 键 词 : 自动化设备; 精度控制; 模糊 PID; 深度强化学习

Research on Precision Control of Automation Equipment Based on Fuzzy PID and AI Fusion

Ma Jiwei

Hongfujin Precision Electronics (Zhengzhou) Co., Ltd., Zhengzhou, Henan 451162

Abstract : In response to the lack of intelligence in traditional precision control methods for automation equipment, as well as the poor adaptability and difficulty in dealing with complex working conditions of traditional fuzzy PID, this paper proposes a precision control method for automation equipment based on the fusion of fuzzy PID and AI. The article combines the dynamic characteristics of equipment and the mechanism of error transmission to establish a dynamic model with parameter uncertainty, abstracting the accuracy control problem as a trajectory tracking problem for nonlinear time-varying systems. Constructed a perception optimization control feedback four layer fusion topology architecture with fuzzy PID as the core control unit and AI algorithm as the optimization unit; Introducing deep reinforcement learning (DQN) to construct a fuzzy rule dynamic optimization model to address the problem of rule solidification; Adopting radial basis function neural network (RBF) to adaptively adjust the membership function parameters and improve the adaptation accuracy of fuzzy reasoning to nonlinear systems. Theoretical derivation has been conducted on the computational complexity of the fusion algorithm, proving that its complexity is constant and meets the real-time control requirements of devices at the millisecond level; Based on the Lyapunov stability theory, mathematical analysis was conducted to prove the error boundedness and convergence of the system under time-varying parameters and external disturbances.

Keywords : automation equipment; precision control; fuzzy PID; deep reinforcement learning

引言

自动化设备在实际运行中, 其动力学特性往往表现出高度的非线性与时变性, 且易受外部环境干扰与内部参数衰减的多重影响, 使得高精度控制成为一项极具挑战性的工程难题。近年来, 人工智能技术的迅猛发展为突破传统控制瓶颈提供了新契机, 基于深度学习的智能控制方法在电气与自动化设备中的应用研究逐渐深。AI 算法具备强大的非线性映射与特征提取能力, 能够有效感知系统状态的动态变化。然而, 单一的 AI 控制方法往往存在“黑盒”特性, 可解释性弱, 且在严苛的工业实时性要求下, 其计算复杂度往往难以满足毫秒级控制周期的需求; 同时, 缺乏严密稳定性理论证明的 AI 控制器在实际工程部署中面临安全隐患。鉴于此, 本文提出一种基于模糊 PID 与 AI 融合的自动化设备精度控制策略, 旨在兼顾传统控制的可靠性与 AI 算法的自适应性。

一、自动化设备精度控制的数学建模与问题描述

（一）自动化设备动力学特性的数学描述

传统控制方法的局限性与自动化设备精度控制的数学建模

1. 传统控制方法的核心问题

传统控制方法存在控制精度低和自动化智能控制能力不足的缺陷，需依赖人工干预进行参数调整与误差修正，难以适应复杂工况下的动态变化。

2. 自动化设备精度控制的本质与核心

本质：对设备动力学系统的闭环调节，通过控制信号（输入）与执行端状态（位移、速度、精度误差等输出）的动态关系实现高精度控制。

核心：建立设备动力学特性数学模型，明确输入与输出的映射关系，为控制算法设计提供理论基础。

3. 动力学模型的构建

以伺服进给系统等精密执行机构为研究对象，结合牛顿第二定律与拉格朗日方程，考虑关键动力学参数：

状态变量：执行端位移 $x(t)$ 、输入控制力矩 $u(t)$ 、外部干扰力矩 $d(t)$ ；

系统参数：总惯性 J 、阻尼系数 c 、刚度系数 k ；

动力学方程：

$$J\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + kx(t) = u(t) - d(t)$$

（其中 $\ddot{x}(t)$ 为位移二阶导数， $\dot{x}(t)$ 为一阶导数）

4. 传递函数与模型优化

传递函数：在初始条件为0时，通过拉普拉斯变换得到位移与控制力矩的关系：

$$G(s) = \frac{X(s)}{U(s)} = \frac{1}{Js^2 + cs + k}$$

（ s 为复变量，反映系统动态特性）

模型适配性优化：引入参数不确定性项，以应对设备长期运行中的刚度衰减、惯性变化等时变特性，使模型更贴合实际工况。

（二）基于深度强化学习（DRL）的模糊规则动态寻优模型

传统模糊 PID 的模糊规则依赖人工经验，存在规则固化、难以适应工况变化的缺陷。本文引入深度强化学习（DRL）中的深度 Q 网络（DQN）算法，构建模糊规则动态寻优模型，实现模糊规则在线自适应优化，使模糊推理更贴合系统动态特性^[9]。状态空间以系统运行状态为输入，结合自动化设备精度控制需求，包含误差、误差变化率、当前 PID 参数及外部干扰力矩，维度可按需调整以全面反映系统状态。动作空间输出模糊规则调整动作，误差、误差变化率及 PID 参数调整量的模糊语言变量均设为 {NB、NM、NS、ZO、PS、PM、PB}，动作定义为对应模糊规则的调整组合。奖励函数结合精度控制性能指标设计，引入权重系数（总和为1）平衡指标影响，遵循误差、超调量、调节时间越小及控制信号幅值越小，奖励值越合理的原则。寻优过程中，DQN

通过经验回放存储样本，利用深度神经网络拟合 Q 函数并更新参数，基于初始人工经验规则，持续优化动作策略，实现模糊规则动态寻优，保障模糊 PID 自适应工况变化。

（三）基于径向基神经网络（RBF）的隶属度函数自适应调整模型

模糊 PID 的隶属度函数参数（中心、宽度）直接决定模糊推理精度，传统模糊 PID 参数固定，难以适配系统非线性、时变特性。本文采用 RBF 神经网络构建隶属度函数自适应调整模型，借助其非线性逼近能力，根据系统运行状态实时调整参数，提升推理准确性。RBF 神经网络采用三层结构：输入层3个节点，输入误差、误差变化率及误差累积值，全面反映控制状态；隐含层节点数由逼近精度确定，采用高斯径向基函数；输出层6个节点，对应误差、误差变化率隶属度函数的 NB、ZO、PB 三个模糊语言变量的中心与宽度，其余参数通过插值得到。训练采用梯度下降法结合最小二乘法，以模糊推理误差为训练误差，调整网络参数使误差收敛至允许范围。自适应调整形成闭环：RBF 实时接收系统状态，输出参数更新隶属度函数，模糊 PID 完成模糊化、推理及参数调整，同时将推理误差反馈至 RBF 更新网络，确保适配系统动态变化，提升控制精度。

二、融合算法的计算复杂度与鲁棒性理论分析

（一）算法的计算复杂度推导

融合算法的计算复杂度直接决定其实时性，需通过理论推导各模块复杂度并求和，确保满足自动化设备精度控制的实时需求^[9]。该算法复杂度主要由模糊 PID、DRL（DQN）、RBF 三个模块构成^[10]。模糊 PID 模块包含模糊化、模糊推理、解模糊三步。误差与误差变化率的模糊语言变量个数设为固定值，模糊规则总数为该固定值的平方。其中，模糊化计算量与变量个数成正比，模糊推理、解模糊计算量与规则总数成正比，因此该模块复杂度与模糊语言变量个数的平方成正比。DRL（DQN）模块涵盖状态采样、Q 函数计算、网络参数更新三步。其神经网络输入层、隐含层、输出层节点数固定，状态采样计算量与输入层节点数成正比，Q 函数计算及参数更新与隐含层和输出层节点数乘积相关，且经验回放与批量采样计算量可通过硬件优化降低，故该模块复杂度可简化为与上述节点数乘积相关的固定量级。RBF 模块包括前向传播与参数更新两步，其输入层、输出层节点数固定，隐含层节点数由实际逼近精度确定，两步计算量均与隐含层节点数及输入、输出层节点数关联相关，因此该模块复杂度与隐含层节点数和输入、输出层节点数之和的乘积相关。融合算法总复杂度为三模块之和，因各模块相关参数均为固定常数，故总复杂度为常数级。结合自动化设备毫秒级控制周期，常数级计算可在周期内完成，满足实时性要求。

（二）系统鲁棒性的数学分析

鲁棒性是自动化设备精度控制系统的核心性能指标，指系统在参数时变、外部干扰、模型不确定性等因素影响下，保持控制性能稳定的能力。本文基于 Lyapunov 稳定性理论，结合融合控制

算法结构，对系统鲁棒性进行数学分析，证明融合控制系统的稳定性与鲁棒性。在系统不确定性建模中，针对自动化设备存在的参数时变、模型误差与外部干扰等实际问题，将系统动力学模型改写为包含不确定性项的形式。其中，时变动力学参数有明确上下边界，模型不确定性项由加工、装配误差等导致且存在上限，外部干扰也有明确上界，该建模方式可全面反映系统运行中的各类不确定因素。为分析系统稳定性，构造符合要求的 Lyapunov 函数，其各项均非负，仅当误差（期望与实际位移差值）、误差变化率（误差变化速率）及 RBF 神经网络与 DRL 算法的参数估计误差（参数理想值与估计值差值）均为零时，函数值为零，满足 Lyapunov 函数基本要求。稳定性与鲁棒性证明中，先对 Lyapunov 函数求导，结合系统动力学方程与融合控制算法控制律，代入误差与误差变化率关系并整理，得到含系统阻尼负项、正常数及外部干扰与模型不确定性上界决定常数的导数不等式。根据 Lyapunov 稳定性理论，当正常数大于零时，系统误差与误

差变化率有界且收敛至含原点的有界区域，区域大小由对应常数决定。进一步分析表明，外部干扰与模型不确定性增大会使相关常数增大，但通过调整融合算法参数（如 DRL 奖励函数权重、RBF 训练参数），可增大对应正常数，将误差收敛区域控制在允许范围，证明融合控制系统鲁棒性较强，能有效抑制各类不确定因素影响，保障自动化设备精度控制稳定。

三、结束语

本文针对自动化设备在复杂工况下存在的非线性、参数时变及抗干扰能力弱等精度控制难题，提出了一种基于模糊 PID 与 AI 融合的智能控制策略，并完成了系统的架构设计与理论分析。研究为复杂自动化设备的高精度控制提供了兼顾智能进化灵活性与理论安全可靠性的新型范式，对推动智能控制理论在高端装备中的深度应用具有重要的参考价值。

参考文献

[1] 孙昕杰, 王树彪, 申张亮, 等. 基于人工智能的变压器高精度自动化控制研究 [J]. 自动化与仪表, 2024, 39(10): 56–59, 147. DOI: 10.19557/j.cnki.1001-9944.2024.10.013.

[2] 郭燕龙. 固井设备自动化控制系统的优化设计 [C]//2025 智慧设计与建造经验交流论文集. 2025: 1–2.

[3] 贾飞. 基于 PLC 技术的 LNG 工厂电气设备自动化控制系统设计 [J]. 自动化应用, 2025, 66(5): 34–36, 39. DOI: 10.19769/j.zdhy.2025.05.011.

[4] 钱保霖, 吴杏. 基于人工智能的变压器高精度自动化控制研究 [J]. 信息记录材料, 2025, 26(3): 129–131.

[5] 谷志强. 基于深度学习的电气设备自动化控制方法研究 [J]. 现代制造技术与装备, 2025, 61(11): 212–214. DOI: 10.3969/j.issn.1673-5587.2025.11.073.

[6] 宋涛. 基于激光传感器的机电一体化设备自动化控制系统设计 [J]. 现代制造技术与装备, 2026, 62(3): 209–211. DOI: 10.3969/j.issn.1673-5587.2026.03.068.

[7] 诸定生, 徐文辉, 陈一旻. 带电作业工器具清洗机械设备的改进 PID 高精度控制 [J]. 自动化与仪表, 2023, 38(4): 19–23. DOI: 10.19557/j.cnki.1001-9944.2023.04.005.

[8] 纪恒康. 精度控制技术在机械自动化加工中的应用 [J]. 造纸装备及材料, 2025, 54(4): 113–115. DOI: 10.3969/j.issn.1672-3066.2025.04.038.

[9] 张尉. 基于 PLC 的港口电气设备自动化控制系统设计 [J]. 电气技术与经济, 2025(3): 311–313. DOI: 10.3969/j.issn.1673-8845.2025.03.098.

[10] 姬生玉. 炼铁设备自动化控制系统的设计与应用分析 [J]. 中国金属通报, 2025(11): 159–161. DOI: 10.3969/j.issn.1672-1667.2025.11.053.