自动化学报
ACTA AUTOMATICA SINICA

软件定义智能控制系统

柴天佑 郑锐 贾瑶 黄新宇 郑秀萍 李智

Software-defined Intelligent Control System

CHAI Tian-You, ZHENG Rui, JIA Yao, HUANG Xin-Yu, ZHENG Xiu-Ping, LI Zhi

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16383/j.aas.c250274

软件定义智能控制系统

柴天佑 [1, 2] 郑 锐 [1] 贾 瑶 [1, 2] 黄新宇 [1, 2] 郑秀萍 [1, 2] 李 智 [1, 2]

摘 要 针对可编程逻辑控制器 (PLC) 和虚拟 PLC 的 PID 难以优化整定的难题, 将建模、控制、优化和深度学习与强化学习相结合, 提出无模型 PID 在线自优化整定算法. 将工业云及边缘计算、软件定义实时及可靠保障机制的双通道通信架构与所提出的 PID 整定算法相结合, 提出云端协同的软件定义智能控制系统. 云为基于云服务器的智能控制软件开发平台; 端为基于工业服务器的智能控制软件. 智能控制软件包括虚拟 PLC PID、PID 预优化整定和控制过程数字孪生以及在线自优化整定、自适应切换机制. 采用研制的软件定义智能控制系统研究实验平台, 进行所提出的控制系统与国外先进 PLC 和工业 PC 的无模型整定软件 PID 控制系统的仿真与物理对比实验. 实验结果表明本文的软件定义智能控制系统可进行控制器参数自优化整定, 控制性能显著优于国外无模型整定软件的 PID 控制系统.

关键词 深度学习, 强化学习, 数字孪生, 可编程逻辑控制器, 软件定义智能控制

引用格式 柴天佑, 郑锐, 贾瑶, 黄新宇, 郑秀萍, 李智. 软件定义智能控制系统. 自动化学报, 2025, **51**(10): 1−13

DOI 10.16383/j.aas.c250274 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250274

Software-defined Intelligent Control System

CHAI Tian-You[1, 2] ZHENG Rui[1] JIA Yao[1, 2] HUANG Xin-Yu[1, 2] ZHENG Xiu-Ping[1, 2] LI Zhi[1, 2]

Abstract To address the challenge of achieving optimal PID tuning in both physical programmable logic controller (PLC) and virtual PLC, a model-free PID online self-optimizing tuning algorithm is proposed by integrating modeling, control, optimization with deep learning and reinforcement learning. A cloud-edge collaborative software-defined intelligent control system is developed by combining the industrial cloud and edge computing as well as the proposed PID tuning algorithm and a software-defined dual-channel communication architecture based on real-time and reliability assurance mechanisms. In this system, the cloud serves as an intelligent control software development platform based on cloud servers, while the edge comprises intelligent control software deployed on industrial servers. The intelligent control software includes virtual PLC PID, pre-optimization PID tuning, digital twin of the control process, online self-optimizing tuning and an adaptive switching mechanism. Simulation and physical comparative experiments on the developed software-defined intelligent control system research experimental platform are conducted between the proposed control system and model-free PID tuning control systems on advanced foreign PLCs and industrial PCs. The experimental results indicate that the proposed software-defined intelligent control system is capable of self-optimizing controller parameter, and its control performance significantly outperforms that of advanced foreign model-free tuning PID control systems.

Key words Deep learning, reinforcement learning, digital twin, programmable logic controller, software-defined intelligent control

Citation Chai Tian-You, Zheng Rui, Jia Yao, Huang Xin-Yu, Zheng Xiu-Ping, Li Zhi. Software-defined intelligent control system. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(10): 1−13

目前, 工业界大多采用基于单片机技术的可编程逻辑控制器 (Programmable logic controller, PLC) 控制系统实现工业过程或制造装备的闭环控制、开环控制、逻辑控制与监控功能. 上述工业控制系统是基于专用计算机的控制系统, 硬件和软件组件结合在一起, 控制、协调和监督工业被控对象[1]. 由于硬件扩充成本高昂且通常难以实现, 无法支持工业大数据驱动的工业智能算法等资源密集型任务[2−3]、计算机技术与通信技术的发展, 基于虚拟 PLC (Virtual

收稿日期 2025-06-20 录用日期 2025-09-06
Manuscript received June 20, 2025; accepted September 6, 2025
辽宁省辽河实验室研究项目 (LLL23ZZ-05-01), 辽宁省重点研发计划 (2023JH26/10200011), 国家自然科学基金重大项目 (61991404), 国家重点研发计划 (2024YFB3309700), 辽宁省科技重大专项 (2024JH1/11700048) 资助
Supported by Research Program of the Liaoning Liaohe Laboratory (LLL23ZZ-05-01), Key Research and Development Program of Liaoning Province (2023JH26/10200011), Major Project of National Natural Science Foundation of China (61991404), National Key Research and Development Program of China (2024YFB3309700), and Science and Technology Major Project of Liaoning Province (2024JH1/11700048)
本文责任编委 杨莹
Recommended by Associate Editor YANG Ying
1. 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室 沈阳 110819 2. 国家冶金自动化工程技术研究中心 沈阳 110819
1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819 2. National Engineering Research Center of Metallurgy Automation, Shenyang 110819

PLC, vPLC) 软件定义控制系统受到学术界和工业界的广泛关注[3−4].

随着计算机技术的发展, 如产业界的倍福自动化和东土科技公司相继推出软件定义 PLC 控制系统产品, 倍福自动化采用计算机、东土科技采用工业服务器. 软件定义控制系统将 PLC 和监控计算机的功能在一台通用计算机或服务器实现. 该软件定义的 PLC 将逻辑控制功能与 I/O 组件解耦, 同时通过实时虚拟机管理程序实现 PLC 逻辑的虚拟化, 并提供强的算力和可扩展功能[4]. 倍福自动化定义控制系统广泛应用于制造装备如风力发电装备, 实现监控与控制一体化, 但实时操作系统与实时数据库不开源.

随着云计算、云服务和移动互联网的发展, 文献 [5] 将工业自动化作为一种新的云服务, 重点研究基于云的自动化架构, 提出控制器的虚拟化可减少硬件成本和相关的劳动成本. 文献 [6] 指出随着云计算和控制理论的发展出现一种新的云控制系统模式, 并对 2012 年以来提出的云控制系统进行综述. 由于云控制器的控制信号作用于工业现场的被控对象, 被控对象的输出引入云控制器, 需要无线传输装置, 因此, 难以保证控制系统的动态性能和安全.

工业互联网的端边云技术与边缘计算的发展促使边缘计算在工业生产的设备层面开展智能服务, 优化通信、计算和存储资源的研究[7]. 位于云−工业云和端−工业生产之间的边部署边缘计算系统开展虚拟 PLC 的研究受到学术界的广泛关注. 文献 [3] 概述在商用现有服务器中运行的虚拟 PLC 概念, 指出虚拟 PLC 在由虚拟机监控程序管理的虚拟机内运行, 对虚拟 PLC 进行实现与评估. 文献 [8] 提出容器化虚拟技术能够满足软实时需求, 可应用于工业自动化领域. 工业 PLC 的大型制造商开始推广在边缘计算平台中部署容器化虚拟 PLC.

国际标准 IEC (International Electrotechnical Commission) 61499 提出后, 支持可移植性、互操作性和可配置性的工业自动化系统的分布式架构设计受到广泛关注[9−10]. 工业自动化系统的架构正由传统的 ISA (International Society of Automation)-95 金字塔模型向“工业云−边缘计算”的双层架构演进. 这一新型架构对工业软件和工业通信技术提出新要求[11−12].

文献 [13] 指出, 通过对控制系统在工业革命中的作用和发展状况的分析可以看出, 基于控制误差的比例、积分和微分的 PID (Proportional-Integral-Derivative) 控制模型是在总结人的反馈、保持和预测智能行为基础上发明的. 今天, 工业装备和运动体, 包括工业生产过程、机器人、航空、航天、轨道交通、汽车、海洋运载工具的控制约 95% 以上采用 PID 控制器[14−17]. 国际自动控制联合会 (International Federation of Automatic Control, IFAC) 的行业工作组对各种控制方法的影响力进行调查, 结果显示 PID 控制器影响力最强, 高影响率达 100%[15]. 虽然 PID 控制算法没有改变, 但实现 PID 的控制系统随着机械、模拟电子、计算机技术的发展而发生变化: 第一次工业革命, 工业控制系统为机械驱动的比例控制系统; 第二次工业革命, 发展为模拟电子驱动的 PID 控制系统; 第三次工业革命, 发展为专用计算机驱动的 PLC 控制系统. 今天, 工业云、工业边缘计算和软件技术的发展推动了软件定义控制系统的发展.

无论是 PLC 还是软件定义控制系统, 都将 PID 作为主要控制技术. 这是因为 PID 控制器只需可实时获取的跟踪误差, 无需被控对象模型, 便于产品化工程推广. 其控制性能取决于 PID 的比例、积分和微分参数. 因此, PID 参数整定的研究受到学术界与产业界的广泛关注. PID 参数整定分为基于被控对象模型和无模型整定方法[18−28]. 目前, 在工业界广泛应用无模型 PID 整定软件. 西门子 PLC 和倍福工业个人计算机 (Personal computer, PC) 的 PID 整定软件分别基于无模型 ZN (Ziegler-Nichols) 整定法[29] 和改进的继电反馈法[30]. 虽然上述无模型 PID 整定软件无需被控对象模型、快速求取 PID 参数, 但需有经验的工程技术人员调试才能获得较满意的结果. 当被控对象动态特性变化时, 需要重新优化控制系统参数, 需闭环控制实验. 由于实时优化方法在数值优化函数的搜索空间可能给出较差的结果, 为保证控制系统的安全可靠运行, 不允许在线优化控制系统参数, 只能依靠人工离线调整与试凑控制系统参数, 无法获得最优的控制系统参数. 文献 [31−32] 将控制过程数字孪生与强化学习相结合, 工业互联网的端边云技术与计算机控制系统相结合, 提出端边云协同的 PID 智能整定方法. 该方法需增加边−边缘计算机运行控制器参数自优化自学习算法和云−AI 计算平台运行控制过程数字孪生模型, 从而形成与端−PLC 控制系统协同运行的云边协同的控制器参数自学习自优化系统. 该方法在数字空间实现控制器参数的自学习自优化, 优化的控制器参数自动开环自校正实际运行的端−控制系统. 虽然不影响端−控制系统的可靠运行, 但云−端之间长距离的无线传输影响系统的安全可靠运行. 软件定义的控制系统、“工业云−边缘计算”、控制器参数自优化智能算法相结合实现控制系统智能化成为未来发展方向.

本文的主要贡献如下:

1) 针对 PLC 和软件定义控制系统的 PID 无法优化整定的难题, 提出由 PID 预优化整定、自优化整定、自适应切换机制组成的无模型 PID 在线自优化整定算法.

2) 采用云端协同的控制系统架构, 提出由云–基于工业云的智能控制软件开发平台、端–基于工业服务器的智能控制软件组成的软件定义智能控制系统.

3) 将软件定义实时及可靠保障机制的双通道通信与所提出的 PID 整定算法相结合, 研制由虚拟 PLC PID、PID 预优化整定、控制过程数字孪生、在线自优化整定和自适应切换机制组成的智能控制软件.

4) 研制由软件定义智能控制系统、国外先进的 PLC 与工业 PC、仿真系统与换热装置组成的研究实验平台, 进行与无模型 PID 整定软件的国外先进控制系统的仿真与物理对比实验. 实验结果表明, 软件定义智能控制系统的 PID 控制性能显著优于国外控制系统的 PID 控制.

1　无模型 PID 在线自优化整定算法

被控对象的动态模型为

$$y(k)=f\big(y(k-1),\ y(k-2),\ \cdots,\ y(k-n_1),\ u(k),\ u(k-1),\ \cdots,\ u(k-n_2),\ d\big) \tag{1}$$

其中, $u(k)$ 和 $y(k)$ 为被控对象的输入与输出; 未知的 n_1 与 n_2 为系统阶次; d 为未知随机干扰; $f(\cdot)$ 为模型结构与参数未知的微分方程; k 表示离散时间, $k=1$ 代表采样周期.

离散增量式 PID 控制器为

$$u(k)=u(k-1)+K_P[e(k)-e(k-1)]+K_Ie(k)+K_D[e(k)-2e(k-1)+e(k-2)] \tag{2}$$

式中, $e(k)$ 为跟踪误差, $e(k)=y_{sp}(k)-y(k)$, 其中 $y_{sp}(k)$ 为控制系统设定值; K_P、K_I 和 K_D 分别为 PID 控制器的比例、积分和微分参数. 由于 $e(k)$ 可实时获取, 只要选择合适的 PID 控制器参数, 无需被控对象的动态模型, 便可获得 PID 控制器.

工业人工智能 (Artificial intelligence, AI) 与工业互联网等新一代信息技术的发展必将把资源计划、制造执行、工业过程或装备控制系统三层信息化架构变革为人机合作的管理与决策智能化系统和智能自主控制系统两层智能化架构. 智能自主控制系统实现感知、决策与控制一体化. 因此, 要求控制系统具有最优动态性能, 即在其运行的所有时间内将控制系统优化设定值与被控对象输出之间产生的跟踪误差及控制输入的波动控制在生产工艺确定的目标区间范围内并使其尽可能小[2, 33–34]. 因此, 软件定义智能控制系统的 PID 优化整定性能指标为

$$\min J(k)=\frac{1}{k}\sum_{i=0}^{k}e^2(i),\quad |e(k)|<\delta,\quad |u(k)|<u_{\max} \tag{3}$$

式中, δ 和 $u_{\max}$ 分别为跟踪误差 $e(k)$ 和控制输入 $u(k)$ 波动目标值区间的上界, 依据生产工艺确定.

将 ZN 法[29]、PID 优化整定[28]、端边云协同的 PID 整定智能系统[31] 与规则推理相结合, 本文提出由 PID 预优化整定、在线自优化整定、自适应切换机制组成的无模型 PID 在线自优化整定算法, 算法结构如图 1 所示.

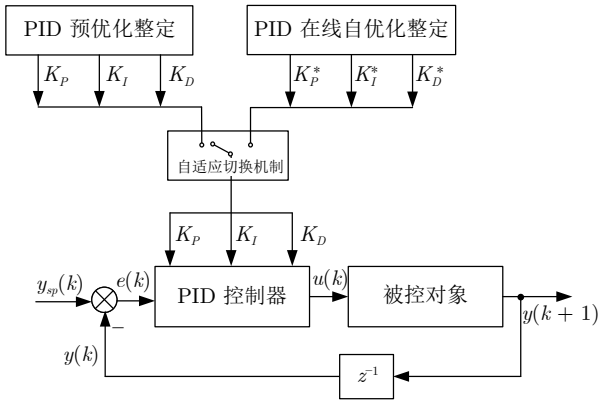


图 1　无模型 PID 在线自优化整定算法结构

Fig. 1　Model-free PID online self-optimizing tuning algorithm structure

PID 预优化整定通过阶跃响应实验获得 PID 参数 K_P、K_I、K_D, 作用于被控对象 (1). PID 在线自优化整定获得 PID 被控过程的工业大数据, 建立控制过程数字孪生模型, 与强化学习相结合, 获得自优化 PID 参数 K_P^*、K_I^*、K_D^*, 作用于被控过程数字孪生模型. 自适应切换机制实时获取被控过程的输入与输出, 通过切换机制将自优化 PID 参数自动开环自校正实际运行的控制系统参数, 获得控制器参数 K_P、K_I 和 K_D 的 PID 控制, 作用于被控对象, 实现控制系统优化运行.

1.1　PID 预优化整定算法

PID 预优化整定算法由阶跃响应实验、被控对象临界点频率 θ_φ 和增益 K_φ 求取、基于 θ_φ 和 K_φ 的 PID 优化整定规则组成. 采用文献 [35] 提出的阶跃响应实验法, 设计幅值为 q_0, q_1 ($q_1>q_0$) 的阶跃信号, 分别作用于被控对象 (1), 获得被控对象输出

的稳态值 y_{sp1} 与 y_{sp2} 和被控对象输出 $y(k)\,(k=1,\cdots,N)$, $y(N)=y_{sp2}$. 求取 $y(k)$ 曲线的最大斜率 $s_{\max}$ 如下:

$$s_{\max}\left(k_{\max}\right)=\max_{k=1}^{N}\left[s(k)=y(k)-y(k-1)\right] \tag{4}$$

式中, $k_{\max}$ 为 $s_{\max}$ 对应的时刻, 其对应的被控对象输出为 $y(k_{\max})$; 斜率 $s_{\max}$ 的斜线与幅值 y_{sp1} 的交点为 $(I,\ y_{sp1})$, 与输出 $y(k)$ 的交点为 $(0,\ \alpha_1)$, 求取 I 和 α_1 的算法如下:

$$I=k_{\max}-\frac{y(k_{\max})-y_{sp1}}{s_{\max}} \tag{5}$$

$$\alpha_1=y_{sp1}-\left(y(k_{\max})-s_{\max}k_{\max}\right) \tag{6}$$

求取临界点频率 θ_φ 和增益 K_φ 的算法如下:

$$\theta_\varphi=\frac{\pi}{2I},\quad K_\varphi=\frac{\alpha}{2} \tag{7}$$

式中, π 为圆周率, $\alpha=\alpha_1/y_{sp2}$, 采用优化整定规则[28], 求取 PID 参数如下:

$$K_P=\frac{\rho_K}{K_\varphi},\quad K_I=\frac{2\pi\rho_T}{\theta_\varphi}T_0,\quad K_D=\frac{K_I}{4} \tag{8}$$

其中, T_0 为采样周期, ρ_K 和 ρ_T 为

$$\begin{cases}\rho_K=-0.02\theta_\varphi^3+0.15\theta_\varphi^2-0.34\theta_\varphi+0.39\\ \rho_T=0.45\theta_\varphi+0.65\end{cases} \tag{9}$$

由于上述 PID 优化整定规则适合于线性系统, 当被控对象 (1) 为非线性系统时, 优化整定规则 (8) 和 (9) 无法求得优化的 PID 参数.

1.2 PID 在线自优化整定和自适应切换机制

本节采用文献 [31] 的方法在数字空间建立 PID 在线自优化整定算法, 首先建立 PID 控制过程数字孪生模型. 预优化整定 PID 作用于被控对象 (1), 使被控对象的输出 $y(k)$ 在跟踪误差目标区间附近波动. 因此, 可采用线性系统和未知非线性动态系统 $v(k)$ 描述被控对象 (1)[28].

由式 (1) 可得:

$$\begin{aligned}&y(k)+A(z^{-1})y(k)-B(z^{-1})u(k-1)=\\&\quad f(\cdot)+A(z^{-1})y(k)-B(z^{-1})u(k-1)\end{aligned} \tag{10}$$

由式 (10) 可得:

$$A(z^{-1})y(k)=B(z^{-1})u(k-1)+v(k) \tag{11}$$

其中, $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 为关于 z^{-1} 的多项式, 阶次分别为 n_A 和 n_B, 即

$$A\left(z^{-1}\right)=1+a_1z^{-1}+a_2z^{-2}+\cdots+a_{n_A}z^{-n_A} \tag{12}$$

$$B\left(z^{-1}\right)=b_0+b_1z^{-1}+b_2z^{-2}+\cdots+b_{n_B}z^{-n_B} \tag{13}$$

其中, $v(k)=f(\cdot)+A^*(z^{-1})y(k)-B(z^{-1})u(k-1)$, $A^*(z^{-1})=a_1+a_2z^{-1}+\cdots+a_{n_A}z^{-(n_A-1)}$, 未知 $v(k)$ 表示被控对象建模误差和未知随机干扰造成的未建模动态, $v(k)$ 有界. 由式 (2) 可知:

$$u(k-1)=u(k-2)+G(z^{-1})e(k-1) \tag{14}$$

其中, $G(z^{-1})=g_0+g_1z^{-1}+g_2z^{-2}$, $g_0=K_P+K_I+K_D$, $g_1=-(K_P+2K_D)$, $g_2=K_D$. 将式 (14) 代入式 (11) 可得:

$$\begin{aligned}A(z^{-1})y(k)=&B(z^{-1})[u(k-2)-\\&G(z^{-1})e(k-1)]+v(k)\end{aligned} \tag{15}$$

可将式 (15) 表示为

$$y(k)=bu(k-1)+\bar{v}(k) \tag{16}$$

式中, $\bar{v}(k)$ 为下式表示的未知非线性动态系统:

$$\begin{aligned}\bar{v}(k)=&-A^*(z^{-1})y(k-1)+B(z^{-1})[u(k-2)-\\&G(z^{-1})e(k-1)]+v(k)-bu(k-1)\end{aligned} \tag{17}$$

采用最小二乘算法辨识模型参数 b, $\bar{v}(k)$ 是模型结构与系统阶次未知的非线性动态系统. 采用文献 [36] 的自适应深度学习, 建立 PID 控制过程数字孪生模型. 自适应深度学习模型采用长短期记忆 (Long short-term memory, LSTM)[37] 的网络架构. 由式 (17) 知, $\bar{v}(k)$ 的输入变量为 $x(k)=[y(k-1),\ e(k-1),\ u(k-1),\ \bar{v}(k-1)]$, 可作为单个神经元的输入, 神经元的个数 n 表示为系统的阶次, 单个神经元的节点数 h 与网络层数 L 表示系统的结构. 虽然 $\bar{v}(k)$ 的模型结构和参数未知, 但采用文献 [36] 的自适应深度学习训练算法, 通过控制过程大数据和被控对象输出 $y(k)$ 作为深度学习的标记, 自适应选择模型结构和参数. 建立式 (16) 的数字孪生模型如图 2 所示.

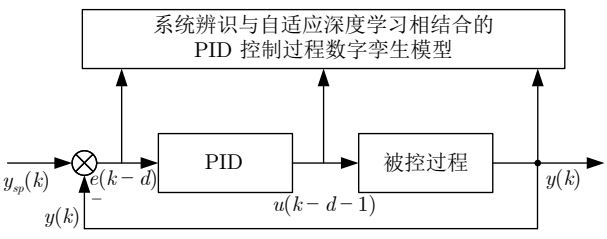


图 2 PID 控制过程与数字孪生模型

Fig. 2 PID control process and digital twin model

基于数字孪生模型的 PID 自优化整定算法的最优性能指标为式 (3), 将式 (14) 代入式 (11), 可

得闭环控制方程为

$$e(k+1)=A(z^{-1})(1-z^{-1})y_{sp}(k+1)+G'(z^{-1})e(k)-(1-z^{-1})v(k+1) \tag{18}$$

其中,

$$G'=z[1-A(z^{-1})(1-z^{-1})-z^{-1}B(z^{-1})G(z^{-1})]$$

由最优性能指标 (3)、PID 控制律 (2) 和闭环控制方程 (18) 知约束方程为

$$\begin{aligned}J(k)=f_1\{&K_P(k-1),\ K_I(k-1),\ K_D(k-1),\\&u(k-1),\ [e(k)-e(k-1)],\\&e(k),\ [e(k)-2e(k-1)+e(k-2)]\}\end{aligned} \tag{19}$$

$$\begin{bmatrix}K_P(k)\\K_I(k)\\K_D(k)\end{bmatrix}=f_2\{u(k-1),\ [e(k)-e(k-1)],\ e(k),\ [e(k)-2e(k-1)+e(k-2)]\} \tag{20}$$

式中, $K_P(k)$, $K_I(k)$, $K_D(k)$ 为决策变量; $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 为未知非线性函数. 由文献 [31] 知, 使性能指标 (3) 极小来选择 PID 参数的过程是马尔科夫决策过程. 因此, 可采用强化学习进行 PID 整定. 基于强化学习与数字孪生模型整定 PID 参数的结构如图 3 所示.

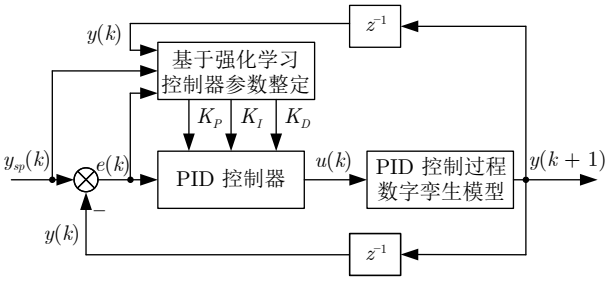


图 3　PID 控制器参数整定结构

Fig. 3　PID controller parameter tuning structure

采用确定性动作–评价方法的强化学习架构, 提出如图 4 所示的基于强化学习的 PID 整定算法. 价值神经网络通过基于 k 时刻 PID 参数的控制输入 $u(k)$ 预测 $(k+1)$ 时刻的性能指标 $\hat{J}(k+1)$. 由式 (19) 知价值神经网络的输入为 $x(k)$ 和 $a(k)$. 虽然 k 时刻 $J(k+1)$ 未知, $u(k)$ 作用于被控对象后, 可获得 $J(k+1)$ 作为标记. 采用时序差分学习算法校正价值神经网络参数, 使 $\hat{J}(k+1)$ 逼近 $J(k+1)$. 由式 (20) 知策略神经网络的输入为 $x(k)$, 采用确定策略梯度算法, 通过梯度上升校正策略神经网络参数, 产生使性能指标 $\hat{J}(k+1)$ 极小化的 PID 控制器参数[31]. 基于强化学习的 PID 优化整定算法结构如图 4

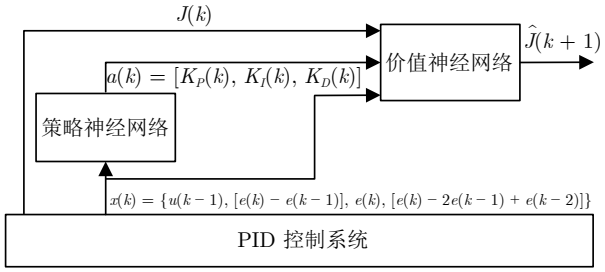


图 4　基于强化学习的 PID 整定算法结构

Fig. 4　Structure of PID tuning algorithm based on reinforcement learning

所示, 优化的 PID 参数为 K_P^*、K_I^*、K_D^*.

为使基于数字孪生的自优化整定的 PID 参数自动开环校正实际运行的控制系统 PID 参数. 由优化性能指标 (3) 建立自适应切换机制. 限定区间 T 内的实际跟踪误差 $e(k)$ 与自优化整定跟踪误差 $e_1(k)$ 的平均平方和 J_e 与 J_{e_1} 以及超出目标值上界 δ 的累计和 $\bar{J}_e$ 与 $\bar{J}_{e_1}$ 作为切换指标:

$$J_e=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}e^2(i),\ J_{e_1}=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}e_1^2(i) \tag{21}$$

$$\bar{J}_e=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}\delta_e(i),\ \bar{J}_{e_1}=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}\delta_{e_1}(i) \tag{22}$$

式中,

$$\delta_e(i)=\begin{cases}1, & |e(i)|>\delta\\0, & |e(i)|\le\delta\end{cases},\ \delta_{e_1}(i)=\begin{cases}1, & |e_1(i)|>\delta\\0, & |e_1(i)|\le\delta\end{cases} \tag{23}$$

自适应切换机制如下:

$$\textbf{if } J_e>J_\delta \textbf{ and } J_{e_1}<J_\delta \quad \textbf{then } K_P=K_P^*,\ K_I=K_I^*,\ K_D=K_D^* \tag{24}$$

$$\textbf{if } \bar{J}_e>\bar{J}_{e_1} \quad \textbf{then } K_P=K_P^*,\ K_I=K_I^*,\ K_D=K_D^* \tag{25}$$

$$\textbf{if } J_e<J_\delta,\ J_{e_1}<J_\delta \textbf{ and } J_e-J_{e_1}>\delta_1 \quad \textbf{then } K_P=K_P^*,\ K_I=K_I^*,\ K_D=K_D^* \tag{26}$$

式中, $J_\delta=\frac{1}{k}\sum_{i=0}^{k}\delta^2=\delta^2$ 和 T, δ_1 为试凑选择.

2　软件定义的智能控制系统与实验

2.1　软件定义的智能控制系统

端边云协同的自学习自优化智能控制系统如图 5 所示. 其中, 端为基于 PLC 的工业控制系统, 边为基于工业服务器的控制器参数自学习自优化系统, 云为基于 AI 计算平台的控制过程数字孪生系

统[31−32]. 针对上述系统, 本文使用一台工业服务器、通过软件定义实现: 端−PLC PID 监控系统; 边−基于边缘系统的控制器参数自学习自优化系统; 云−基于 AI 计算平台的控制过程数字孪生系统. 采用国际 IEC 61499 标准的分布式、模块化、事件驱动和可重构等设计理念[9−10], 结合工业云和软件定义计算机控制系统的优势, 采用云端协同控制系统架构, 将工业云服务器作为智能控制软件的开发平台, 端−工业服务器作为智能控制软件的运行平台, 系统结构如图 6 所示.

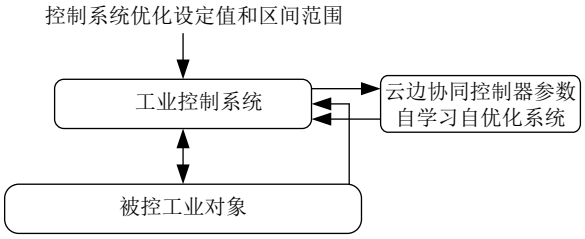


图 5 工业智能控制系统结构图

Fig. 5 Block diagram of industrial intelligent control system

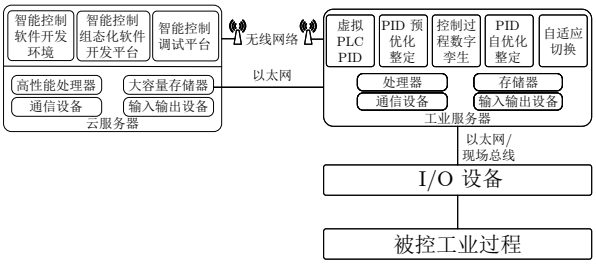


图 6 软件定义智能控制系统结构

Fig. 6 Software-defined intelligent control system architecture

采用云服务器强大的软件开发能力, 集成开源时序数据库和文档数据库、实时操作系统、缓存服务、Web 框架、代码托管平台, 并采用微服务架构设计与容器化运行环境作为支撑, 本文设计并开发了由智能控制软件开发环境、智能控制组态化软件开发平台、智能控制调试平台组成的智能控制软件开发平台. 其中, 智能控制组态化软件开发平台由控制系统交互界面组态化开发软件和控制算法组态化开发软件组成. 控制系统交互界面组态化开发软件采用动态组件技术和响应式渲染技术, 实现自动布局配置智能控制系统交互界面. 控制算法组态化开发软件采用模型即服务设计思想和容器化微服务架构技术, 实现控制算法的参数与输入输出的前端界面动态配置.

采用控制算法组态化开发软件与适合智能算法开发的 Python 语言、将工业服务器的基于实时与可靠保障机制的双通道通信软件与本文无模型 PID 在线自优化整定算法相结合, 开发智能控制软件, 包括虚拟 PLC PID、PID 预优化整定、控制过程数字孪生、在线自优化整定与自适应切换机制. PID 控制软件在实时核运行, 其他软件模块分别在 4 个非实时核运行. 上述控制软件模块之间的数据交互如图 7 所示. 模块之间传输控制过程数据采用发布订阅通讯模式与持久化队列的双通道通讯机制[38], 控制器参数采用软件定义的工业通讯协议. 虽然控制过程数字孪生和 PID 在线自优化整定软件模块采用深度学习和强化学习, 但由于工业服务器有深度学习加速卡, 因此秒级即可实现 PID 自优化整定.

本文采用控制系统交互界面组态化开发软件开发智能控制监控软件, 包括控制过程、PID 参数整定、数字孪生模型和 PID 参数自优化整定的监控.

2.2 软件定义的智能控制系统研究实验平台与实验

采用东土科技的具有自主知识产权的工业服务器、本文研发的智能控制软件、西门子 S7-300PLC、倍福 C6930-0060 工业 PC、交换机、仿真实验系统以及换热装置 (包括工业换热系统和输入输出信号装置), 本文研制了如图 8 所示的软件定义智能控制系统研究实验平台, 进行本文、西门子和倍福无模型整定软件的 PID 控制系统仿真和换热系统的对比实验.

2.2.1 仿真对比实验

采用被控对象模型式 (11) 的形式, 其中式 (27) 的线性模型采用文献 [39] 的被控对象模型, 当 $k \geq 4\,500$ 时, 被控对象模型式 (27) 变为模型式 (28).

$$\begin{aligned} &y(k) - 2.741y(k-1) + 2.456y(k-2) - \\ &\quad 0.741y(k-3) = -0.006u(k-1) + 0.001u(k-2) - \\ &\quad 0.006u(k-3) + v(k), \qquad 0 < k \leq 4\,500 \end{aligned} \tag{27}$$

$$\begin{aligned} &y(k) - 2.741y(k-1) + 2.456y(k-2) - \\ &\quad 0.741y(k-3) = -0.010\,5u(k-1) + 0.002u(k-2) - \\ &\quad 0.010u(k-3) + v(k), \qquad k > 4\,500 \end{aligned} \tag{28}$$

$$v(k) = \begin{cases} 0.8, & 0 \leq k < 2\,500 \\ 0, & 2\,500 \leq k < 4\,500 \\ 0.8, & 4\,500 \leq k < 5\,000 \\ 0, & k \geq 5\,000 \end{cases} \tag{29}$$

设定值 $y_{sp}(k)$ 为

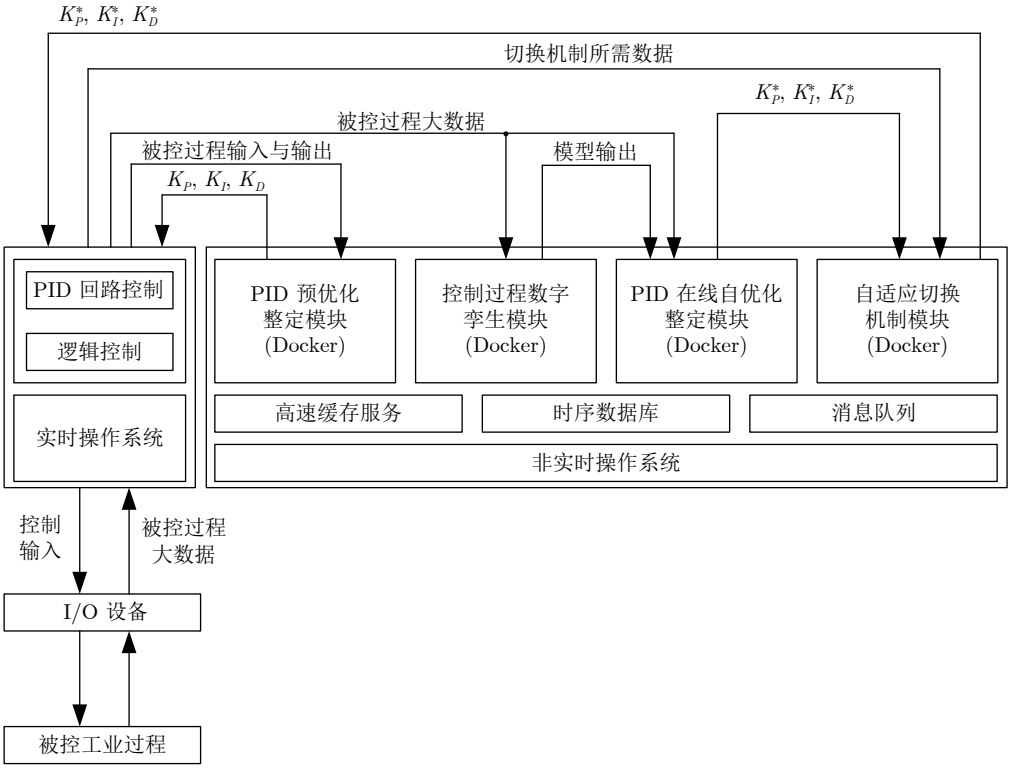


图 7　智能控制软件模块之间数据交互图

Fig. 7　Data interaction diagram between intelligent control software modules

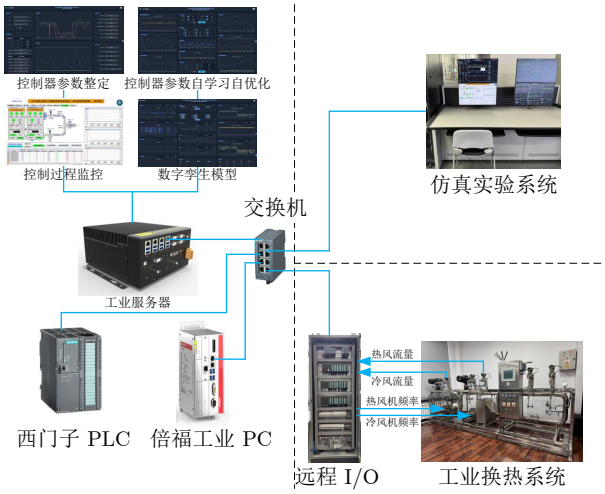


图 8　软件定义智能控制系统研究实验平台

Fig. 8　Research and experimental platform for software-defined intelligent control system

$$y_{sp}(k)=\begin{cases}0.5, & \lambda_{sp}T_{sp}\le k<\lambda_{sp}T_{sp}+\frac{T_{sp}}{2}\\ 0, & \lambda_{sp}T_{sp}+\frac{T_{sp}}{2}\le k\le(\lambda_{sp}+1)T_{sp}\end{cases}\tag{30}$$

式中, $\lambda_{sp}=0,\ 1,\ 2,\ 3$; $T_{sp}=2\,000$.

西门子和倍福的 PID 整定软件通过实验获得被控对象动态特性参数使用规则直接给出 PID 参数, 无需被控对象模型.

采用西门子基于 ZN 法的整定软件, 设置阶跃响应幅值 $q_0=1$, 通过被控模型 (27) 和 (28) 的阶跃响应实验, 获得稳态增益 $K=K_s/q_0=0.99$, $K_s=0.99$, 时间常数 $T_s=2.3\times(t_{90\%}-t_{10\%})=0.23$, $t_{90\%}$ 为 K_s 的 90% 对应的时间, $t_{90\%}=5.4$, $t_{10\%}$ 为 K_s 的 10% 对应的时间, $t_{10\%}=1.2$, 死区 $L=t_{10\%}-0.1\times T_1$, T_1 为采样周期, $T_1=0.1$ s. 基于下列 K、T_s、L 的 PID 参数选择公式和补偿校正获得 PID 参数:

$$\begin{cases}K_P=1.2T_s\dfrac{K}{L}, & K_I=K_P\dfrac{T_1}{2L}\\ K_D=K_P\dfrac{0.5L}{T_1}\end{cases}\tag{31}$$

$$K_P=0.103,\quad K_I=0.015,\quad K_D=0.048\tag{32}$$

采用倍福基于改进继电反馈法的整定软件, 设置继电器输出 $u(k)$ 为

$$u(k)=\begin{cases}h, & e(k)>0\\ -h, & e(k)\le 0\end{cases}\tag{33}$$

式中, $h=1$, $e(k)$ 为 $u(k)$ 作用于仿真模型 (27) 和 (28) 的跟踪误差, 设定值 $y_{sp}=0$, 可求得系统振荡幅值 $\alpha=0.92$, 临界增益 $K_u=4h/\pi\alpha=1.382$, 振荡

周期 $T_u = 3.7$. 基于下列 α、K_u、T_u 的 PID 参数选择公式和补偿校正获得 PID 参数为

$$\begin{cases} K_P = 0.6K_u, \quad K_I = K_P\dfrac{T_1}{T_u} \\ K_D = K_P\dfrac{0.5T_u}{T_1} \end{cases} \tag{34}$$

$$K_P = 0.829\,1, \quad K_I = 0.022\,4, \quad K_D = 2.441 \tag{35}$$

采用本文的 PID 预优化整定算法, 设置幅值 $q_0 = 0$, $q_1 = 1$ 的阶跃信号, 分别作用于仿真模型 (27) 和 (28), 采用求取临界点频率 θ_φ 和增益 K_φ 的计算式 (4) ~ (7) 可得 $\theta_\varphi = 0.56$, $K_\varphi = 0.6$. 通过优化整定规则式 (8) 和式 (9), 求得 PID 控制器参数为

$$K_P = 0.49, \quad K_I = 0.045, \quad K_D = 1.34 \tag{36}$$

采用上述参数的 PID 控制仿真模型 (27) 和 (28), 可获得被控仿真模型数据.

建立被控仿真模型的数字孪生. 采用第 1.2 节的数字孪生建模算法得到式 (16) 中, $b = 0.987$, $v(k)$ 的自适应深度学习模型神经元个数 $n = 2$, 节点数 $h = 100$, 层数 $L = 2$. PID 在线自优化整定的最优性能指标 (3) 中的 $\delta = 0.5$, $u_{\max} = 1$. 采用第 1.2 节基于数字孪生的 PID 自优化整定算法. 价值神经网络神经元个数 $n = 100$, 网络层数 $L = 3$. 基于时序差分校正网络参数的加权因子 $\alpha_1 = 0.01$, 策略神经网络神经元个数 $n = 100$, 网络层数 $L = 2$. 基于梯度上升校正网络参数的加权因子 $\alpha_2 = 0.001$. 优化整定得到的 PID 参数为

$$K_P^* = 0.37, \quad K_I^* = 2.16, \quad K_D^* = 0.37 \tag{37}$$

采用自适应切换机制中的式 (21) ~ (26), 式中, $T = 60$, $\delta_1 = 0.03$, 当 $k = 2\,590$, $J_e = 0.268$, $J_{e_1} = 0.231$, $J_\delta = 0.25$ 触发切换机制, 优化参数 (37) 自动开环校正运行的控制系统 PID 参数 (36). 当 $k = 4\,500$, 仿真模型由式 (27) 变为式 (28), PID 控制过程数字孪生模型的 $v(k)$ 的自适应深度学习模型发生变化, 神经元个数 $n = 3$, 节点数 $h = 150$, 网络层数 $L = 2$. 基于数字孪生模型在线自优化整定 PID 参数为

$$K_P^* = 0.65, \quad K_I^* = 2.60, \quad K_D^* = 6.7 \tag{38}$$

$k = 4\,600$ 时, $\bar{J}_e = 0.75$, $\bar{J}_{e_1} = 0.4$, 触发切换机制, 优化参数 (38), 自动开环校正运行的控制系统 PID 参数式 (37). 基于西门子与倍福无模型整定 PID 和本文自优化整定 PID 控制系统仿真对比实验如图 9 ~ 11 所示.

由性能指标 (3) 可建立平均跟踪误差平方和 J_e、跟踪误差与控制输入超出目标区间累计和 $\bar{J}_e$ 与 $\bar{J}_u$ 的控制性能评价指标 (39), 评价结果见表 1.

$$\begin{cases} J_e = \dfrac{1}{T}\displaystyle\sum_{i=1}^{T} e^2(i), \quad \bar{J}_e = \dfrac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}\delta_e(i) \\ \bar{J}_u = \dfrac{1}{T}\displaystyle\sum_{i=1}^{T}\delta_u(i) \end{cases} \tag{39}$$

式中,

$$\delta_e(i) = \begin{cases} 1, & |e(i)| > \delta \\ 0, & |e(i)| \le \delta \end{cases}$$

$$\delta_u(i) = \begin{cases} 1, & |u(i)| > u_{\max} \\ 0, & |u(i)| \le u_{\max} \end{cases} \tag{40}$$

由图 9 ~ 11 和表 1 可以看出, $0 \le k < 2\,590$, 本文预优化整定 PID 明显改进了西门子、倍福整定 PID 控制系统性能, 本文预优化整定 PID 的平

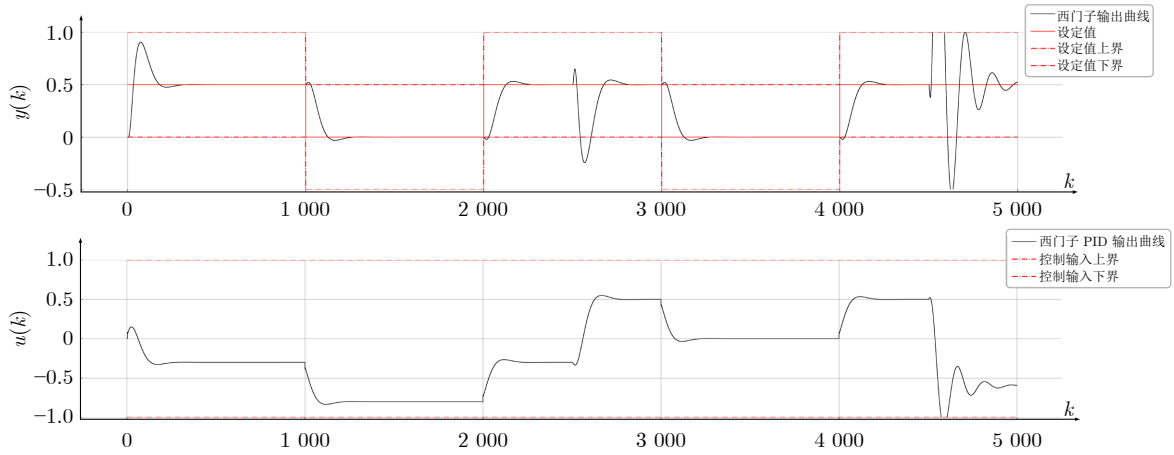


图 9 仿真被控模型西门子无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 9 Input and output curves of the simulated PID controlled model tuned by Siemens model-free tuning software

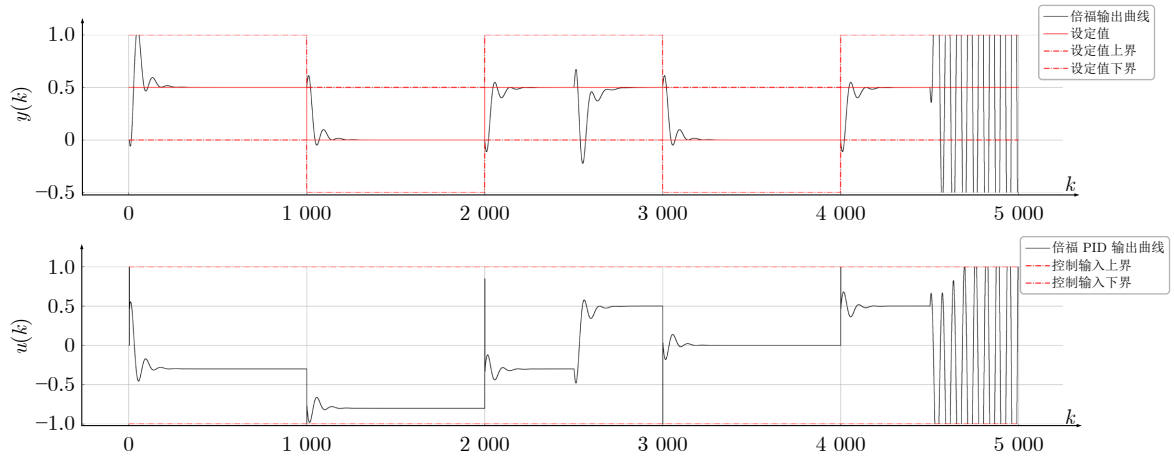


图 10　仿真被控模型倍福无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 10　Input and output curves of the simulated PID controlled model tuned by Beckhoff model-free tuning software

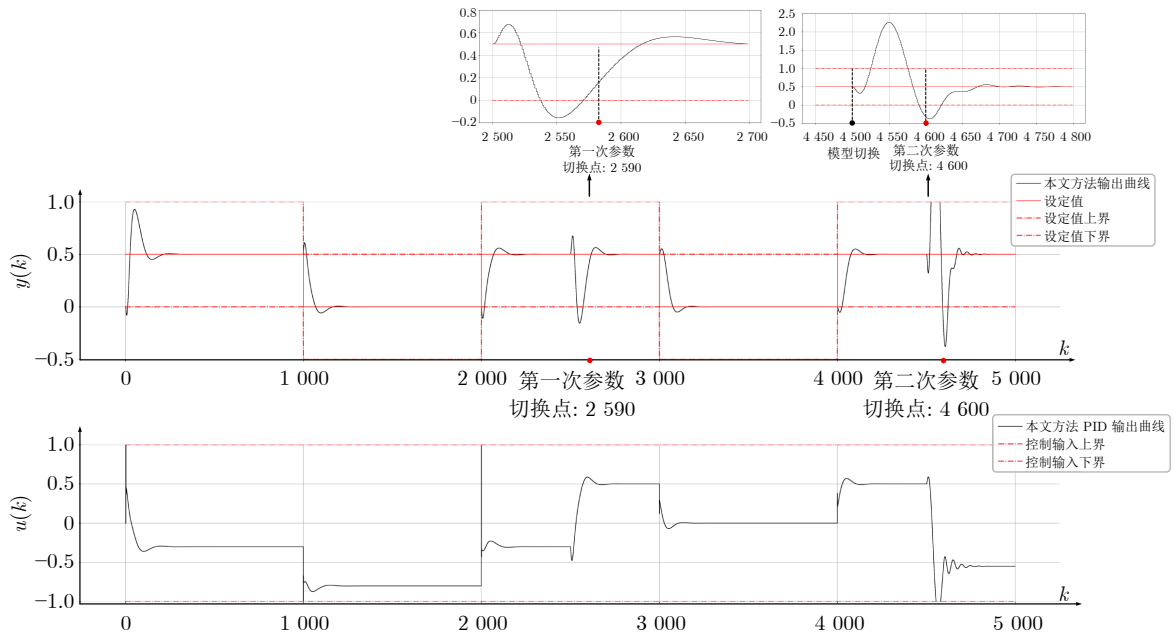


图 11　仿真被控模型本文无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 11　Input and output curves of the simulated PID controlled model tuned by this article model-free tuning software

表 1　仿真被控模型西门子、倍福与本文控制性能指标对比

Table 1　Comparison of control performance indicators of the simulated controlled model among Siemens, Beckhoff, and this article

	性能指标								
	$0 \le k < 2\,590$			$2\,590 \le k < 4\,600$			$4\,600 \le k \le 5\,000$		
	J_e	$\bar{J}_e$	$\bar{J}_u$	J_e	$\bar{J}_e$	$\bar{J}_u$	J_e	$\bar{J}_e$	$\bar{J}_u$
西门子	0.026	0.041	0.000	0.112	0.067	0.013	0.132	0.135	0.018
倍福	0.019	0.039	0.000	0.063	0.053	0.017	3.181	0.848	0.620
本文	0.018	0.031	0.000	0.060	0.051	0.012	0.036	0.052	0.000

均跟踪误差平方和比西门子和倍福无模型 PID 的平均跟踪误差平方和分别降低 30.8% 和 5.3%. $k = 2\,590$ 时, 触发切换机制. 由图 11 可以看出, 自优化整定 PID 显著改善预优化整定 PID 控制性能. $2\,590 \le k < 4\,600$, 自优化 PID 的平均跟踪误差平方和比西门子和倍福无模型整定 PID 的平均跟踪

误差平方和分别降低 46% 和 4.8%. $k=4\,500$ 时, 仿真模型由式 (27) 变为式 (28). $k=4\,600$ 时, 触发切换机制. 由图 11 可以看出, 自优化 PID 参数 (38) 的控制性能明显改善自优化 PID 参数 (37) 的控制性能. 由于西门子和倍福无模型整定 PID 无法在线优化整定参数, 由图 9 ~ 11 和表 1 可以看出, 本文自优化 PID 控制性能明显优于西门子和倍福无模型整定 PID. 特别是, 当被控对象模型发生变化时, 西门子和倍福无模型整定 PID 控制性能明显变差.

2.2.2 换热系统对比实验

以图 8 所示的换热装置为被控对象, 以热风机频率为控制输入 $u(k)$, 以热风空气流量为输出 $y(k)$, 以冷风机频率为输入 $u_d(k)$, 以冷风空气流量为输出 $y_d(k)$, 将冷风流量 $y_d(k)$ 作用于热风流量控制回路. 采样周期 $k=1$ 表示 500 ms.

热风流量设定值为

$$y_{sp}(k)=\begin{cases}90, & \xi_{sp}T_{\xi_{sp}}\le k<(\xi_{sp}+1)T_{\xi_{sp}}\\ 60, & (\xi_{sp}+1)T_{\xi_{sp}}\le k<(\xi_{sp}+2)T_{\xi_{sp}}\\ 75, & (\xi_{sp}+2)T_{\xi_{sp}}\le k\le(\xi_{sp}+3)T_{\xi_{sp}}\end{cases} \tag{41}$$

式中, $\xi_{sp}=0,\ 3$; $T_{\xi_{sp}}=100$.

冷风流量设定值为

$$y_{spd}(k)=\begin{cases}70, & 0\le k<240\\ 35, & 240\le k\le 600\end{cases} \tag{42}$$

西门子 PID 整定软件、倍福 PID 整定软件和本文 PID 整定软件均不需建立被控对象换热装置的数学模型. 西门子整定软件设置阶跃响应幅值 $q_0=15$, 通过阶跃响应获得 PID 参数为

$$K_P=0.29,\quad K_I=0.05,\quad K_D=0.34 \tag{43}$$

倍福 PID 整定软件设置继电器输出 $h=15$, 设定值 $y_{sp}=60$, 通过实验获得 PID 参数为

$$K_P=0.50,\quad K_I=0.07,\quad K_D=0.30 \tag{44}$$

本文无模型 PID 预优化整定软件设置幅值 $q_0=0$, $q_1=15$ 的阶跃信号, 采用求取临界点频率 θ_φ 和增益 k_φ 的计算式 (4) ~ (7) 可得 $\theta_\varphi=0.91$, $k_\varphi=0.076$. 通过优化整定规则式 (8) 和式 (9), 求得 PID 控制器参数为

$$K_P=0.19,\quad K_I=0.01,\quad K_D=0.10 \tag{45}$$

预优化整定 PID 控制换热装置, 获得控制过程工业大数据, 采用第 1.2 节的数字孪生建模算法得 $b=1.021$, $v(k)$ 的自适应深度学习模型神经元个数 $n=4$, 节点数 $h=350$, 层数 $L=3$. 自优化 PID 整定算法的性能指标式 (3) 的 $\delta=10$, $u_{\max}=15$. 价值神经网络神经元个数 $n=140$, 网络层数 $L=3$. 基于时序差分校正网络参数的加权因子 $\alpha_1=0.01$, 策略神经网络神经元个数 $n=140$, 网络层数 $L=3$. 基于梯度上升校正网络参数的加权因子 $\alpha_2=0.001$. 自适应切换机制式 (21) ~ (26) 中的 $T=50$, $\delta_1=20$. 当 $k=290$, $J_e=51.98$, $J_{e1}=28.98$, 触发切换机制, 使自优化整定参数式 (46) 自动开环整定实际运行的 PID 参数式 (45).

$$K_p^*=0.08,\quad K_I^*=0.01,\quad K_D^*=0.02 \tag{46}$$

西门子与倍福无模型整定 PID 和本文自优化整定 PID 控制系统对比实验如图 12 ~ 14 所示.

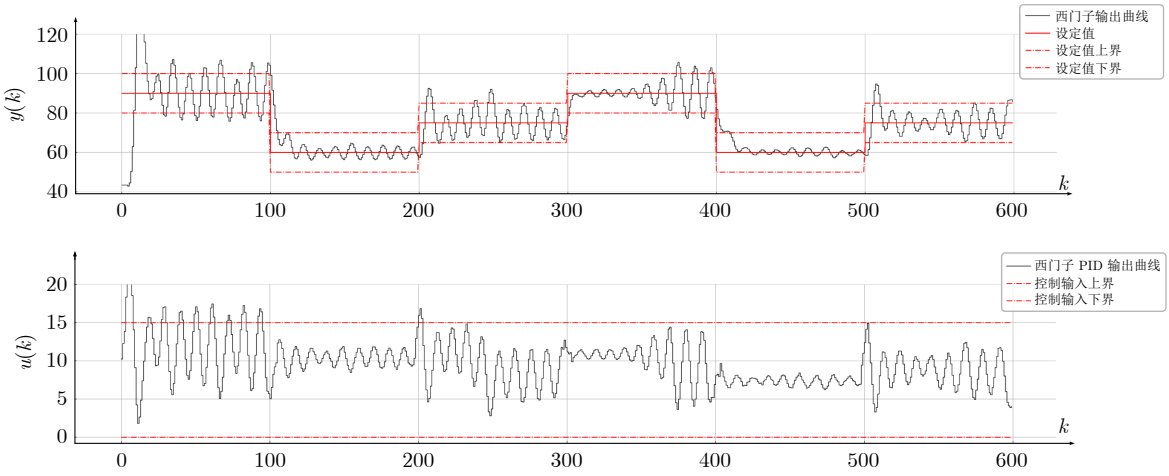


图 12 换热装置西门子无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 12 Input and output curves of the PID controlled heat exchange device tuned by Siemens model-free tuning software

基于控制性能评价指标 (39) 和 (40) 的评价结果见表 2.

由图 12 ~ 14 和表 2 可以看出, $0 \le k < 290$ 时, 本文预优化整定 PID 明显改进了西门子与倍福整

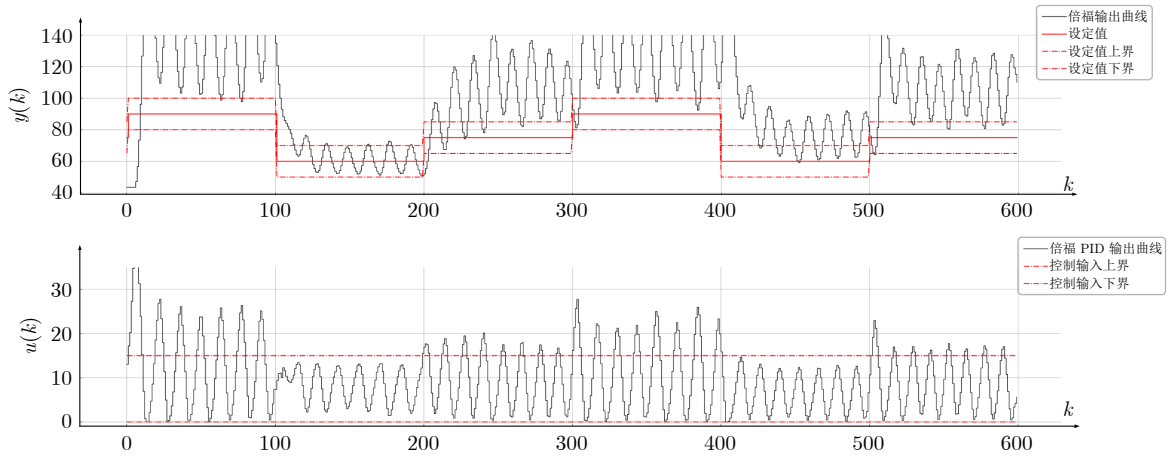


图 13　换热装置倍福无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 13　Input and output curves of the PID controlled heat exchange device tuned by Beckhoff model-free tuning software

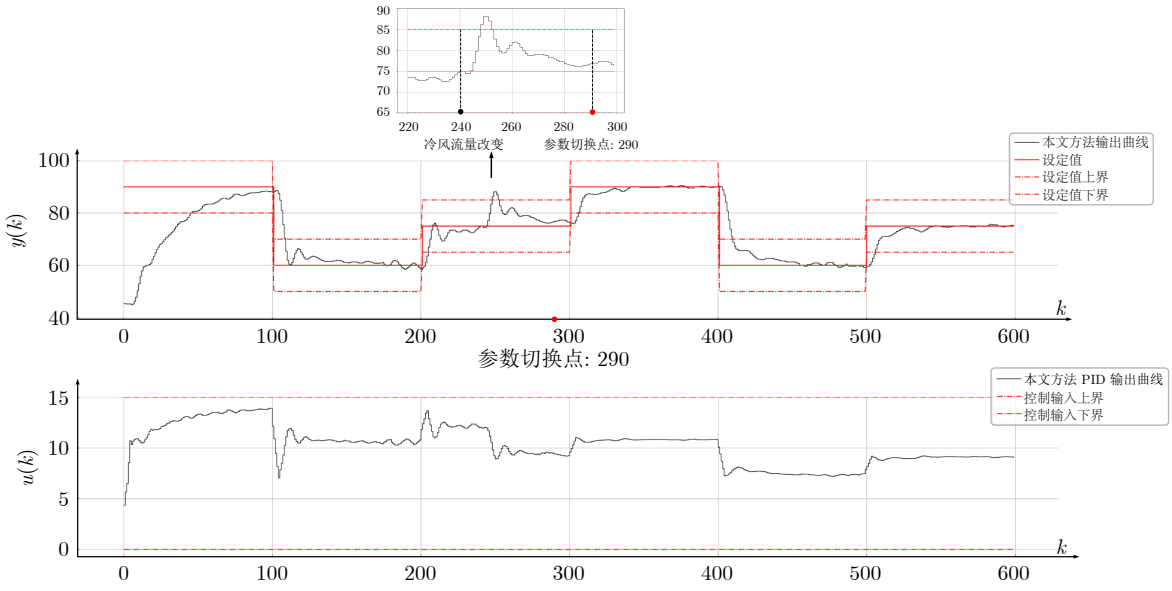


图 14　换热装置本文无模型整定 PID 控制输入与输出曲线

Fig. 14　Input and output curves of the PID controlled heat exchange device tuned by this article model-free tuning software

表 2　换热装置西门子、倍福与本文控制性能指标对比

Table 2　Comparison of control performance indicators of the heat exchange device among Siemens, Beckhoff, and this article

	性能指标					
	$0 \le k < 290$			$290 \le k \le 600$		
	J_e	$\bar{J}_e$	$\bar{J}_u$	J_e	$\bar{J}_e$	$\bar{J}_u$
西门子	215.18	0.379	0.17	56.45	0.177	0.04
倍福	1 915.88	0.651	0.26	2 118.48	0.765	0.25
本文	163.21	0.207	0.00	28.13	0.064	0.00

定 PID 控制系统性能, 平均跟踪误差平方和分别下降 24.2% 和 91.5%, 跟踪误差超出目标区间分别下降 45.4% 和 68.2%, 使控制输入波动在目标区间内. $k = 290$, 触发切换机制, 自优化 PID 参数自动开环校正预优化整定 PID 控制器参数, 控制性能明显优于西门子与倍福无模型整定 PID 控制系统性能.

3 结束语

本文提出的无模型 PID 在线自优化整定算法由 PID 预优化整定、在线自优化整定和自适应切换机制组成. 提出的软件定义智能控制系统采用云端协同的系统架构, 由基于工业云的智能控制软件开发平台和基于工业服务器的智能控制软件组成. 智能控制软件由基于虚拟 PLC PID、PID 预优化整定软件、控制过程数字孪生、在线自优化整定与自适应切换机制组成. 采用研制的软件定义智能控制系统研究实验平台, 通过本文、西门子与倍福无模型整定软件的 PID 控制系统仿真与换热系统对比实验, 表明本文软件定义智能控制系统性能明显优于西门子 PLC 和倍福工业 PC 的整定软件 PID 控制系统, 为实现软件定义控制系统智能化开辟了新路径.

References

1 Gaffurini M, Bellagente P, Depari A, Flammini A, Sisinni E, Ferrari P. Virtual PLC in industrial edge platform: Performance evaluation of supervision and control communication. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, **73**: 1–10

2 Chai Tian-You. Industrial AI and industrial internet collaboratively achieving production process intelligence and its future perspectives. *Control Engineering of China*, 2023, **30**(8): 1378–1388
(柴天佑. 工业人工智能与工业互联网协同实现生产过程智能化及其未来展望. 控制工程, 2023, **30**(8): 1378–1388)

3 Perez D J, Waltl J, Prenzel L, Steinhorst S. How real (time) are virtual PLCs? In: Proceedings of the 27th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Stuttgart, Germany: IEEE, 2022. 1–8

4 Cruz T, Simões P, Monteiro E. Virtualizing programmable logic controllers: Toward a convergent approach. *IEEE Embedded Systems Letters*, 2016, **8**(4): 69–72

5 Hegazy T, Hefeeda M. Industrial automation as a cloud service. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, **26**(10): 2750–2763

6 Xia Y Q, Zhang Y, Dai L, Zhan Y F, Guo Z H. A brief survey on recent advances in cloud control systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2022, **69**(7): 3108–3114

7 Shi W S, Cao J, Zhang Q, Li Y H Z, Xu L Y. Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, **3**(5): 637–646

8 Sollfrank M, Loch F, Denteneer S, Vogel-Heuser B. Evaluating docker for lightweight virtualization of distributed and time-sensitive applications in industrial automation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **17**(5): 3566–3576

9 Vyatkin V. IEC 61499 as enabler of distributed and intelligent automation: State-of-the-art review. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2011, **7**(4): 768–781

10 Lyu G, Brennan R W. Towards IEC 61499-based distributed intelligent automation: A literature review. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **17**(4): 2295–2306

11 Dai W B, Zhang Y Y, Kong L B, Christensen J H, Huang D. Design of industrial edge applications based on IEC 61499 microservices and containers. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, **19**(7): 7925–7935

12 Jin J, Pang Z B, Kua J, Zhu Q Y, Johansson K H, Marchenko N. Cloud-fog automation: The new paradigm towards autonomous industrial cyber-physical systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(9): 2917–2937

13 Chai Tian-You, Zheng Rui, Jia Yao, Huang Xin-Yu, Song Yan-Jie. Development and prospects for software-defined intelligent control systems. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2025, **46**(7): 1–10
(柴天佑, 郑锐, 贾瑶, 黄新宇, 宋延杰. 软件定义智能控制系统未来发展展望. 东北大学学报 (自然科学版), 2025, **46**(7): 1–10)

14 Guo L. Feedback and uncertainty: Some basic problems and results. *Annual Reviews in Control*, 2020, **49**: 27–36

15 Samad T. Technical activities: A survey on industry impact and challenges thereof. *IEEE Control Systems Magazine*, 2017, **37**(1): 17–18

16 Borase R P, Maghade D K, Sondkar S Y, Pawar S N. A review of PID control, tuning methods and applications. *International Journal of Dynamics and Control*, 2021, **9**(2): 818–827

17 Åström K J, Hägglund T. *PID Controllers: Theory, Design and Tuning (Second Edition)*. Research Triangle Park: ISA, 1995. 64–69

18 Chai Tian-You, Zheng Rui, Xing Fang-Xin, Jia Yao, Zheng Xiu-Ping. Intelligence for industrial process control: Development and prospects. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2025, **55**(7): 1555–1570
(柴天佑, 郑锐, 邢方新, 贾瑶, 郑秀萍. 工业过程控制智能化及未来发展展望. 中国科学: 信息科学, 2025, **55**(7): 1555–1570)

19 Garpinger O, Hägglund T, Åström K J. Performance and robustness trade-offs in PID control. *Journal of Process Control*, 2014, **24**(5): 568–577

20 Ortega R, Kelly R. PID self-tuners: Some theoretical and practical aspects. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **31**(4): 332–338

21 Kim J H, Choi K K. Design of direct pole placement PID self-tuners. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1987, **34**(3): 351–356

22 Wang Q G, Zhang Z P, Karl J A, Zhang Y, Zhang Y. Guaranteed dominant pole placement with PID controllers. *IFAC Proceedings Volumes*, 2008, **41**(2): 5842–5845

23 Ho W K, Lee T H, Han H P, Hong Y. Self-tuning IMC-PID control with interval gain and phase margins assignment. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2002, **9**(3): 535–541

24 Verma B, Padhy P K. Indirect IMC-PID controller design. *IET Control Theory and Applications*, 2019, **13**(2): 297–305

25 Åström K J, Panagopoulos H, Hägglund T. Design of PI controllers based on non-convex optimization. *Automatica*, 1998, **34**(5): 585–601

26 Sekara T B, Matausek M R. Optimization of PID controller based on maximization of the proportional gain under constraints on robustness and sensitivity to measurement noise. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(1): 184–189

27 Mercader P, Åström K J, Baños A, Hägglund T. Robust PID design based on QFT and convex-concave optimization. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, **25**(2): 441–452

28 Liu Ning, Chai Tian-You. An optimal tuning method of PID controller parameters. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(11): 2272–2285
(刘宁, 柴天佑. PID 控制器参数的优化整定方法. 自动化学报, 2023, **49**(11): 2272–2285)

29 Ziegler J G, Nichols N B. Optimum settings for automatic controllers. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 1942, **64**(8): 759–765

30 Chien K L, Hrones J A, Reswick J B. On the automatic control of generalized passive systems. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 1952, **74**(2): 175−183

31 Chai Tian-You, Zhou Zheng, Zheng Rui, Liu Ning, Jia Yao. PID tuning intelligent system based on end-edge-cloud collaboration. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 514−527
(柴天佑, 周正, 郑锐, 刘宁, 贾瑶. 端边云协同的 PID 整定智能系统. 自动化学报, 2023, **49**(3): 514−527)

32 Chai T Y, Xing F X, Zheng R, Jia Y, Song Y J. An anti-latency intelligent control for 5G wireless networks based on end-edge-cloud collaboration. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, DOI: 10.1109/JSAC.2025.3574593

33 Chai Tian-You, Ding Jin-Liang. Smart and optimal manufacturing for process industry. *Strategic Study of CAE*, 2018, **20**(4): 51−58
(柴天佑, 丁进良. 流程工业智能优化制造. 中国工程科学, 2018, **20**(4): 51−58)

34 Chai Tian-You, Liu Qiang, Ding Jin-Liang, Lu Shao-Wen, Song Yan-Jie. Perspectives on industrial-internet-driven intelligent optimized manufacturing mode for process industries. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2022, **52**(1): 14−25
(柴天佑, 刘强, 丁进良, 卢绍文, 宋延杰. 工业互联网驱动的流程工业智能优化制造新模式研究展望. 中国科学: 技术科学, 2022, **52**(1): 14−25)

35 Rolf I. *Digital Control Systems*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2013.

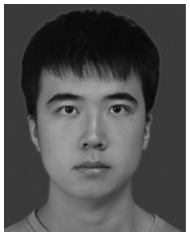
36 Chai T Y, Zhang J W, Yang T. Demand forecasting of the fused magnesia smelting process with system identification and deep learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, **17**(12): 8387−8396

37 Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*, 1997, **9**(8): 1735−1780

38 Cavalieri S, Chiacchio F. Analysis of OPC UA performances. *Computer Standards and Interfaces*, 2013, **36**(1): 165−177

39 Nie Z Y, Li Z Y, Wang Q G, Gao Z Q, Luo J L. A unifying Ziegler-nichols tuning method based on active disturbance rejection. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2022, **32**(18): 9525−9541

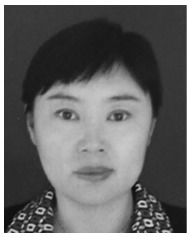
柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow, 欧亚科学院院士. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术. 本文通信作者.
E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn
(**CHAI Tian-You** Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow, and academician of the International Eurasian Academy of Sciences. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, as well as theories, methods and technology of synthetical automation for process industries. Corresponding author of this paper.)



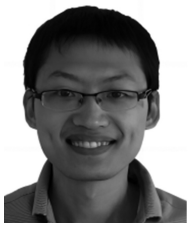
郑 锐 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室博士研究生. 主要研究方向为软件定义智能控制技术, 决策与控制一体化智能系统技术.
E-mail: 2010263@stu.neu.edu.cn
(**ZHENG Rui** Ph.D. candidate at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. His research interest covers software-defined intelligent control technology and intelligent system technology integrating decision-making and control.)

贾 瑶 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室副教授. 主要研究方向为智能运行控制技术, 智能控制技术, 智能检测技术, 决策与控制一体化智能系统技术.
E-mail: jiayao@mail.neu.edu.cn
(**JIA Yao** Associate professor at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. His research interest covers intelligent operation control technology, intelligent control technology, intelligent detection technology, and intelligent system technology integrating decision-making and control.)

黄新宇 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室讲师. 主要研究方向为软件定义控制, 决策与控制一体化软件平台.
E-mail: huangxinyu@mail.neu.edu.cn
(**HUANG Xin-Yu** Lecturer at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. His research interest covers software-defined control and integrated decision-making and control software platforms.)



郑秀萍 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室教授. 主要研究方向为流程工业智能管控系统.
E-mail: xiupingzheng@mail.neu.edu.cn
(**ZHENG Xiu-Ping** Professor at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. Her main research interest is intelligent process industry management and control system.)



李 智 东北大学流程工业综合自动化全国重点实验室教授. 主要研究方向为智能控制系统, 智能机器人.
E-mail: lizhi1@mail.neu.edu.cn
(**LI Zhi** Professor at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. His research interest covers intelligent control system and intelligent robots.)