

端边云协同的PID整定智能系统

PID Tuning Intelligent System Based on End-edge-cloud Collaboration

★ 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室 柴天佑, 周正, 郑锐, 刘宁, 贾瑶

摘要: 本文在分析智能制造对PID整定的新需求及PID整定面临的挑战难题的基础上, 将自动化的建模、控制与优化和人工智能的深度学习与强化学习深度融合与协同, 提出了自适应与自主的PID整定的智能优化方法, 包括端边云协同的PID控制过程数字孪生模型和强化学习与数字孪生模型相结合的PID整定算法。将工业互联网的端边云协同技术与PLC控制系统相结合, 研制了PID整定智能系统, 并在重大耗能设备——电熔镁炉成功应用。该系统安全、可靠与优化运行, 取得显著的节能减排效果。最后, 提出了控制系统智能化研究方向需要进一步深入研究的内容。

关键词: PID参数整定; 端边云协同技术; 深度学习; 强化学习; 智能系统

Abstract: Abstract Based on the analysis of the new requirements of intelligent manufacturing for PID tuning and the challenges and difficulties faced by PID tuning, this paper proposes an adaptive and autonomous PID tuning intelligent optimization method by deeply integrates and coordinates the modeling, control and optimization in automation and deep learning and reinforcement learning in artificial intelligence. The proposed method contains the digital twin model of the PID control process based on end-edge-cloud collaboration and the PID tuning algorithm combining reinforcement learning and digital twin model. Furthermore, the PID tuning intelligent system is developed by combining the end-edge-cloud collaboration technology of Industrial Internet with the PLC control system, and has been successfully applied to the energy intensive equipment — Fused magnesium furnace. This system operates safely, reliably and optimally, achieving remarkable effects in energy conservation and emission reduction. Finally, the further research content in the intelligent research direction of control system is proposed.

Key words: PID parameter tuning; End-edge-cloud collaboration technology; Deep learning; Reinforcement learning; Intelligent system

自动控制系统在几乎所有的主要技术革命中都发挥了重要作用。例如, 从流程工业过程到离散工业的重大装备, 从蒸汽机到高铁、辅助驾驶汽车、高性能飞机, 从火箭到航天器, 从工业机器人到服务机器人等, 都需要自动控制系统来保证其安全、可靠、高效运行。自动控制系统发挥不可取代的作用。控制器是自动控制系统的大脑, PID控制器因其结构简单、使用方便、运行可靠而广泛应用于自动控制系统。目前, 工程中运行的自动控制系统约95%采用PID控制器^[1-4]。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%^[2]。PID控制器的性能取决于其比例、积分、微分三项的控制器参数。为实现PID闭环控制系统的鲁棒稳定性与最优动态性能, 在决策PID控制器参数时涉及动态非凸优化问题, 也是NP-Hard问题。没有一种整定方法是通用的或最优的。迄今为止, 我们仍缺乏足够的知识来提出一个通用且最优的PID控制器参数的整定方法^[5]。因此, PID整定方法一直是控制领域研究的重要方向。

文献[6]给出了PID参数整定开创性工作, 提出了目前工业领域广泛采用的PID控制器参数整定方法, 即Z-N法。PID整定问题引起了学术界和工程界对其理论与应用研究的广泛兴趣, 产生了大量的PID整定方法的文献^[3, 5]。PID控制器参数整定方法可分为无被控对象模型的整定方法(无模型整定法)和基于被控对象模型的参数整定方法。一类无模型整定法是采用反映被控对象动态特性的临界点来设计PID控制器参数, 即其Nyquist曲线穿越负实轴的 -180° 相位点的增益 K_{180} 和频率 ω_{180} 。文献[7]提出继电反馈实验求取被控对象临界点参数的方法。围绕临界点参数的准确求取和PID参数整定规则的改进仍然是热门的研究主题^[8-15]。另一类无模型整定法基于PID控制器结构已知、只与跟踪误差相关, 采用最小化含跟踪误差和控制输入约束的性能指标, 利用闭环系统的输入-输出数据, 通过智能方法求取最小化性能指标的PID控制器参数。文献[16]提出迭代学习整定PID参数方法。文献[17-19]提出迭代反馈整

定法。人工智能领域的强化学习和元学习的发展为无模型PID参数整定方法的研究开辟了新途径。文献[20]将PID控制器参数整定作为强化学习的训练策略,以跟踪误差和控制输入变化率为奖励函数,采用与PID控制律相关的跟踪误差、跟踪误差变化率、输出变化率的大数据,提出基于深度强化学习PID参数整定方法,并在双容水箱实验系统中验证了所提方法的有效性。文献[21]将计算机科学的最新进展和控制理论相结合,研究PID控制器参数整定问题,将PID的校正问题表示为具有约束的强化学习任务,提出了基于强化学习的自主PID整定方法,并在多模式水箱实验系统中验证了所提方法的有效性。文献[22]将比例积分控制器参数的校正表示为元强化学习控制策略,提出了当被控对象动态特性变化时自适应校正控制器参数的元强化学习方法,采用具有时延的一阶被控对象模型进行离线方法实验,取得了满意的效果。

无模型整定法本质上是一种数据驱动的控制设计方法。采用数据通过优化方法整定PID控制器参数的上述方法难以给出保证闭环控制系统稳定的控制器参数选择范围,难以保证参数整定过程的闭环系统稳定性。虽然大多数工程动态系统是非线性,但由于运行在工作点附近,因此可以用近似线性系统模型来描述。采用机理分析和系统辨识方法,可以建立被控对象的近似的数学模型^[23-24]。使用被控对象辨识的模型参数和结构,采用现代控制方法权衡动态性能和稳定性,设计PID控制器参数,如极点配置整定法^[25-28]、内模控制整定法^[29-30]、约束优化整定法^[31-33]。由于实际被控对象存在着非线性和不确定性,影响PID控制性能,将被控对象的近似数学模型和数据驱动的控制设计方法相结合,为研究提高PID控制性能的整定方法提供了新途径。文献[34-36]提出了自适应PID控制。文献[37]针对非线性被控对象,以被控输出与参考模型输出之间的误差极小化为性能指标,采用近似线性模型和被控对象输入输出数据以及历史PID参数,提出数据驱动的PID参数整定方法。文献[38]针对二阶单输入单输出非线性被控对象,采用动态线性化模型,提出了一种基于自适应更新规则和数据驱动技术的PID控制器设计方案。文献[39]将PID控制与自抗扰控制相结合,提出了保证闭环系统稳定性和动态性能的PID参数整定公式,仿真验证了所提出的PID参数整定方法。文献[40-44]结合复杂工业过程特点,采用线性模型加未知非线性项描述被控对象模型,未知非线性项表示被控对象的未知非线性和动态变化、生产条件的变化和未知干扰的不确定性。由于以前时刻未知非线性项可以精确求取,未知非线性项的变化率对系统影响的跟踪误差可测,使用这些数据与PID闭环方程,采用一步最

优控制,设计精确的补偿信号,叠加到PID控制器,显著改善控制系统动态性能,在选矿、电熔镁砂等工业过程的成功应用验证了所提方法的有效性。

目前,PID控制器参数整定方法存在的问题如下:

(1) 采用PID整定方法和商业整定软件整定实际运行的PID控制器难以取得满意的整定效果,需要人工调试^[45-46]。这是因为PID整定方法所依据的模型无法准确描述被控对象的动态特性。

(2) 虽然PID整定方法和商业整定软件在整定实际运行的PID控制器时,容易整定控制系统稳定运行的PID参数,但难以取得最优的整定效果^[47],即难以使实际运行的控制系统具有最优的动态性能。这是因为获得使控制系统具有最优的动态性能的PID参数需要闭环控制实验,采用的实时参数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,因此无法应用于实际运行的闭环控制系统。

(3) 实际运行的控制系统由于运行条件的变化、被控对象动态特性的变化,使得商业上可用的PID整定方法无法取得满意的效果^[48],需要重新整定PID参数。这就需要在在线、自适应、自主的PID整定方法。

智能制造要求控制系统具有鲁棒稳定与最优动态性能,这就要求解决上述PID控制器参数整定方法存在的问题,实现PID控制系统的智能化。将建模、控制、优化和大数据驱动的人工智能、计算机软件、通信等计算资源与工程中运行的控制系统物理资源紧密融合与协同,研究PID整定智能系统,为解决PID整定挑战难题提供了新的研究思路^[49-50]。基于工业互联网的端边云协同技术为实现大数据驱动的PID整定的智能算法创造了条件^[51]。

本文的主要贡献如下:(1) 结合复杂工业过程PID控制系统分析了智能制造对控制系统的新需求以及PID控制器参数整定面临的挑战难题;(2) 利用PID闭环控制系统特性和实际运行的输入输出数据,将系统辨识与自适应深度学习^[52]相结合,建立了端边云协同的PID控制过程的数字孪生模型;(3) 将强化学习与数字孪生模型相结合,提出了在线自适应与自主PID整定的智能算法;(4) 将工业互联网的端边云协同技术与PLC控制系统相结合,研制了PID整定智能系统,并在重大耗能设备—电熔镁炉控制中成功应用,取得显著的节能减排效果。最后,提出了PID整定智能化的进一步深入研究的方向。

1 PID 整定面临的挑战

智能制造将使制造企业由资源计划系统、制造执行系统和

控制系统三层架构变革为人机协作的智能化管理与决策系统和自主智能控制系统组成的两层架构, 实现智能决策与控制一体化^[53-54]。为了实现企业综合生产指标(质量、产量、成本、能耗与物耗等)优化控制, 要求控制系统的设定值随生产全流程全局优化而频繁变化, 要求控制系统快速跟踪设定值并使动态跟踪误差尽可能小。为了清楚地说明PID整定面临的挑战, 采用可以近似描述一大类工业过程的动态特性一阶惯性模型^[23], 并采用未知非线性项表示被控对象的建模误差、未知非线性变化的动态特性以及未知干扰等不确定性。

被控对象与PID控制律表示如下:

被控对象:

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

其中, $y(k)$ 与 $u(k)$ 表示被控对象的输出与输入, d 为系统延时, k 为采样时间, $v(k)$ 为未知非线性项, $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 为关于 z^{-1} 的多项式。

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1}, \quad B(z^{-1}) = b_0 \quad (2)$$

离散增量式PID控制器:

$$u(k) = u(k-1) + K_P[e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (3)$$

式中, K_P 、 K_I 和 K_D 为PID控制器参数, $y_{sp}(k)$ 为设定值, $e(k) = y_{sp}(k) - y(k)$ 为跟踪误差。

具有鲁棒稳定与最优动态性能的PID控制系统控制目标是在系统运行的时间内将跟踪误差 $e(k)$ 控制在目标值范围内且尽可能小, 使控制输入 $u(k)$ 在允许的范围且波动尽可能小, 即

$$\begin{cases} \text{minimize } J(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k e^2(k) \\ |e(k)| < \delta, \quad |u(k)| < u_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

式中 $e(k) = y_{sp}(k) - y(k)$, δ 与 u_{\max} 分别为跟踪误差 $e(k)$ 目标值上界和控制输入波动的上界。

将式(3)代入式(1)得到闭环控制方程:

$$\begin{aligned} \{(1 - z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-d}B(z^{-1})[(1 - z^{-1})K_P + \\ K_I + (1 - z^{-1})^2 K_D]\}e(k) = \\ (1 - z^{-1})A(z^{-1})y_{sp}(k) - (1 - z^{-1})v(k) \end{aligned} \quad (5)$$

由闭环控制方程可知, 设定值 $y_{sp}(k)$ 不变, $[v(k) - v(k-1)]$ 基本不变, PID控制器就可消除跟踪误差。虽然大多数工程系统含有未知非线性和不确定性, 但随时间变化不大。PID控制器通过积分器消除未知非线性和不确定性对被控对象输出的影响。这就是PID控制器广泛应用于自动控制系统的原因。当设

定值和未知非线性项频繁变化, 积分器 $(1 - z^{-1})$ 失效, 难以将跟踪误差控制在目标值范围内, 甚至造成系统不稳定。只有重新整定PID参数 K_P 、 K_I 和 K_D , 才有可能改善控制系统的动态性能。为了实现上述控制目标, 要求PID控制系统实时感知与识别控制性能, 及时准确决策重新整定PID参数, 在保证控制系统安全可靠运行的条件下, 实时自主整定PID参数获得最优整定结果。这就对PID控制器参数整定方法和商业整定软件提出挑战。

2 PID整定的智能方法

整定PID控制器参数 K_P 、 K_I 和 K_D , 实现控制目标(4), 需要进行闭环控制实验。虽然通过实际运行的PID控制系统可以获得闭环控制下的被控对象输入输出数据, 但运行的控制系统往往不允许进行整定PID控制器参数的闭环控制实验。因此, 研究PID整定方法必须解决整定PID参数的闭环控制难题。本文利用PID闭环控制系统特性和实际运行的输入输出大数据, 将系统辨识与自适应深度学习相结合, 建立了端边云协同的PID控制过程, 即闭环控制下的被控对象与执行机构和检测装置的数字孪生模型。

2.1 端边云协同的PID控制过程数字孪生模型

被控对象可以用下式表示:

$$A(z^{-1})y(k) = z^{-d}B(z^{-1})u(k) + v(k) \quad (6)$$

其中, $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 为关于 z^{-1} 的多项式。为了简明清楚描述建立数字孪生模型的方法, 以被控对象(1)为例, 将PID控制器(3)代入(1)得如图1所示的以 $u(k)$ 为输入、 $y(k)$ 为输出的PID过程控制模型。

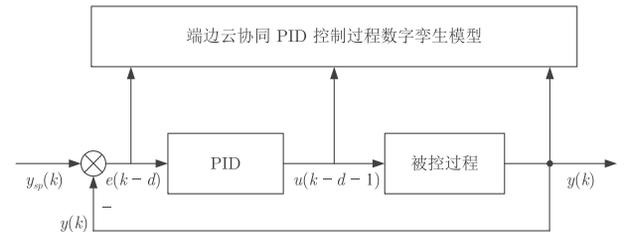


图1 PID控制过程与数字孪生模型

$$y(k) = b_0 u(k-d-1) + \tilde{v}(k)$$

$$\text{式中 } \tilde{v}(k) = v(k) + b_0[(K_P + K_I + K_D) - (K_P + 2K_D)z^{-1} + K_D z^{-2}]e(k-d) - a_1 y(k-1). \quad (7)$$

采用最小二乘算法离线辨识模型参数 b_0 , 得其估计值 \hat{b}_0 。于是, 式(7)可表示为

$$y(k) = \hat{b}_0 u(k-d-1) + \bar{v}(k) \quad (8)$$

式中, $\bar{v}(k) = \hat{v}(k) + (b_0 - \hat{b}_0)u(k-d-1)$ 。 $\bar{v}(k)$ 是模型结构与系统阶次未知的非线性动态系统。

采用文献[52]的自适应深度学习,建立如图2所示的端边云协同的PID控制过程数字孪生模型:云-PID控制过程数字孪生模型和自校正机制,边-用于控制器参数整定的PID控制过程数字孪生模型,端-实际运行的PID控制系统。

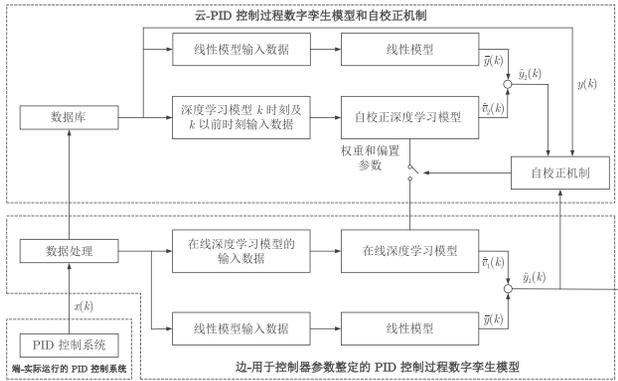


图2 端边云协同的PID控制过程数字孪生模型结构

自校正深度学习模型与在线深度学习模型采用相同的长短周期记忆LSTM^[55]的网络架构。由于是一个模型结构与系统阶次未知的非线性动态系统,由式(8)知其输入变量为 $x(k) = [y(k), e(k), u(k), \bar{v}(k-1)]$ 因此将其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 $\bar{v}(k)$ 的系统结构和阶次未知,但采用文献[52]的自适应深度学习训练方法和大数据可以估计。当选择的数据大到一定程度,估计的结果不变。云-PID控制过程数字孪生模型采用PID控制过程的输入数据使模型输出与控制过程实际输出一致,自校正机制通过自校正深度学习模型的权重和偏置参数使边数字孪生模型与云数字孪生模型一致,使边数字孪生模型可用于控制器参数整定。通过端-实际运行的PID控制系统的采集与传输装置实时获得控制系统的输入、输出、跟踪误差等大数据。

2.2 PID整定的智能方法

优化整定PID控制器参数的问题描述如下:

性能指标:

$$\begin{cases} \min J(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=0}^k e^2(t) \\ |e(k)| < \delta, |u(k)| < u_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

由PID控制律和闭环控制方程知约束方程为

$$J(k) = f_1 \left\{ \begin{array}{l} K_P(k-1), K_I(k-1), K_D(k-1), \\ u(k-1), [e(k) - e(k-1)], e(k), \\ [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{array} \right\} \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} K_P(k) \\ K_I(k) \\ K_D(k) \end{bmatrix} = f_2 \{ u(k-1), [e(k) - e(k-1)], e(k), [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \} \quad (11)$$

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,因此无法采用优化方法求解。如果我们将 $f_2(\cdot)$ 中的变量作为状态,选择PID参数作为策略,使用PID控制律产生 $u(k)$ 作为动作,作用于被控过程,就会产生新的状态,获得跟踪误差和性能指标,使性能指标极小来选择新的PID参数。该过程可用马尔科夫决策过程来描述。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。

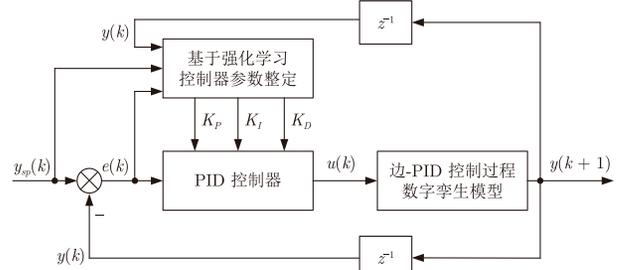


图3 PID控制器参数整定结构

采用确定性动作-评价方法的强化学习架构^[56-57],提出如图4所示的基于强化学习的PID整定方法。价值神经网络预测基于 k 时刻PID参数的控制输入 $u(k)$ 作用于被控对象产生的 $(k+1)$ 时刻的性能指标 $J(k+1)$ 。由(10)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 $J(k+1)$ 。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 $J(k+1)$ 。策略神经网络产生 k 时刻PID参数。由(11)知策略神经网络的输入为 $x(k)$ 。采用确定策略梯度算法^[58],通过梯度上升校正策略神经网络参数,产生使性能指标极小化的PID控制器参数。

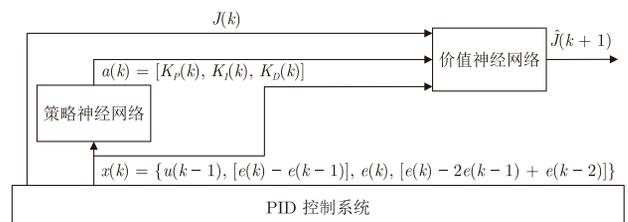


图4 基于强化学习的PID整定结构

采用(10)与(11)的 $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 的输入变量分别作为价值神经网络和策略神经网络单个神经元的输入。神经元个数 n 表示系统阶次,网络层数 L 表示系统结构。使用 $x(k)$ 、 $a(k)$ 的大数据,离线训练价值神经网络和策略神经网络的神经元个数和层数。采用基于强化学习的PID整定方法在线整定PID控制器参数。

3 端边云协同的PID整定智能系统及工业应用

3.1 PID整定智能系统功能与架构

PID整定智能系统如图5所示,由端-实际运行的控制系统、边-PID控制器参数整定系统和云-PID控制过程数字孪生系统组成。控制系统由PID控制系统和数据采集与传输装置组成。PID控制系统由执行PID控制算法的PLC控制系统和被控对象组成。PID控制系统实现PID控制器对被控对象的闭环控制,使被控对象输出跟踪设定值。数据采集与传输装置通过交换机和无线网络(如5G)将闭环控制下的被控过程的输入输出等大数据传输到云-数据服务器,将边-PID控制器参数整定系统整定的最优控制器参数传输到端-PLC控制系统校正PID控制算法的比例、积分和微分参数,使PID控制系统优化运行。

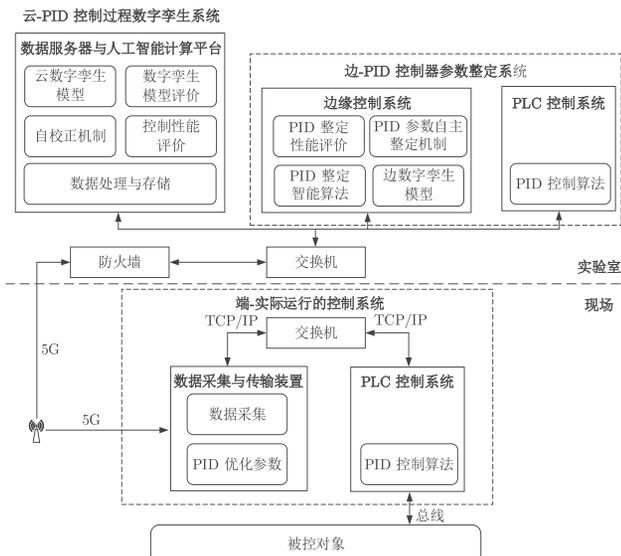


图5 PID整定智能系统功能与架构

云-PID控制过程数字孪生系统由数据服务器与人工智能计算平台和数字孪生系统软件组成。云数字孪生模型以实际运行的PID闭环控制下被控对象的输入作为孪生模型的输入,使模型输出与被控过程的实际输出一致。数字孪生模型输出与实际被控过程的输出完全一致。自校正机制使云数字孪生模型与边数字孪生模型完全一致。控制性能评价使实

际运行的PID控制系统与边-PID控制器参数整定系统的控制性能一致。

边-PID控制器参数整定系统由边缘控制系统与PLC控制系统和整定系统软件组成。PLC控制系统执行端-PID控制系统的PID控制算法,控制边数字孪生模型,使模型的输入与输出和端闭环控制下的被控过程输入输出一致。PID参数自主整定制实时感知与识别控制性能,及时准确决策启动PID整定智能算法。PID整定智能算法与整定性能评价实时自主整定PID参数,获得最优整定结果,通过5G和数据采集与传输装置校正实际运行的PID控制系统的控制器参数。

3.2 工业应用

所提出的PID整定智能系统成功应用于某电熔镁砂生产企业的重大耗能设备—电熔镁炉。电熔镁炉是生产电熔镁砂的关键设备。电熔镁砂是生产航天航空以及工业生产所需耐火材料的重要原料。由于生产电熔镁砂的融化温度高达3000℃,因此电熔镁炉采用埋弧方式,将三相电极埋于菱镁矿之中。通过控制电极形成电弧来熔化菱镁矿形成熔池,边融化边加料,直到熔池液面达到炉子顶部,生产结束。一般需10h,每炉次生产平均消耗电能4000kw/h。菱镁矿熔化成电熔镁砂过程是化学与物理变化过程,不同炉次的原料等生产条件不同,熔化电流的动态模型随熔池阻抗、熔池高度、加料、熔化过程与不同炉次等的变化而变化,三相电极电流强耦合,因此难以将熔化电流控制在最佳熔化电流目标值范围内,造成能耗高。

3.2.1 电熔镁炉熔化电流PID控制过程数字孪生模型

采用本文提出的端边云协同的PID控制过程数字孪生模型的建模方法,建立如图6的PID闭环控制下以三相电极电流PID控制器输出为输入、以三相电极电流为输出的PID控制过程数字孪生模型。



图6 电熔镁炉PID控制过程

该模型为

$$y_i(k) = b_i u_i(k-2) + \bar{v}_i(k), \quad i = 1, 2, 3 \quad (12)$$

式中 $y_i(k)$ 表示三相电极电流, $u_i(k)$ 表示三相电流PID控制器输出, $b_1 = 598.953$, $b_2 = 566.451$, $b_3 = 592.610$ 。 $\bar{v}_i(k)$ 是模型结构与系统阶次未知的非线性动态系统, $\bar{v}_i(k)$ 的输入变量为 $[y_i(k), e_i(k), u_i(k-1), \bar{v}_i(k-1)]$, 其中 $e_i(k) = y_{sp}(k) - y_i(k)$, $y_{sp}(k)$ 是熔化电流设定值。云数字孪生模型和边数字孪生模型采用图7所示的相同的网络架构, 以 $\bar{v}_i(k)$ 的输入变量作为单个神经元的输入, 采用文献[52]的自适应深度学习训练方法和10炉次360000数据组, 确定神经元个数 $n = 3$ 单个神经元的节点数 $h = 50$ 网络层数 $L = 3$ 。

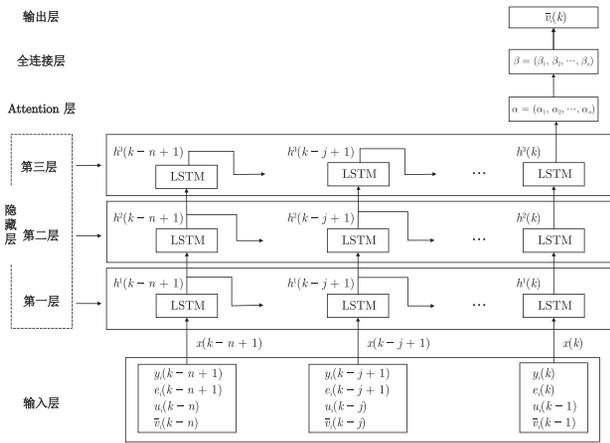


图7 $\bar{v}_i(k)$ 的自适应深度学习模型的长短周期记忆网络架构

采用本文提出的端云协同的PID控制过程数字孪生模型建模方法, 建立了云-熔化电流PID控制过程数字孪生模型和边-熔化电流PID控制过程数字孪生模型。电熔镁炉三相电流实际值与云数字孪生模型和边数字孪生模型的输出曲线如图8所示。

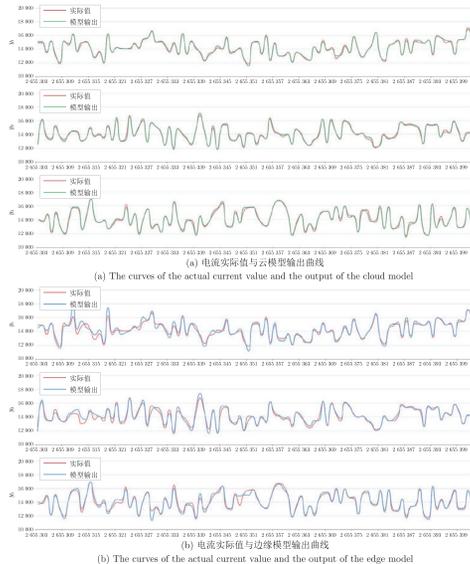


图8 电流实际值和数字孪生模型输出曲线

使用一炉次的三相电流实际值与云数字孪生模型和边数字孪生模型的输出值, 采用平均绝对误差 (MAE) 式 (13) 和均方根误差 (RMSE) 式 (14) 对所建立的数字孪生模型精度进行评价, 结果见表1。

表1 数字孪生模型精度评价表

	云数字孪生模型		边数字孪生模型	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
$y_1(k)$	429.144	535.359	466.751	651.642
$y_2(k)$	369.998	474.175	375.679	487.996
$y_3(k)$	341.209	450.719	363.354	451.023

$$\text{MAE} = \frac{1}{\bar{N}} \sum_{k=1}^{\bar{N}} |\hat{y}_i(k) - y_i(k)| \quad (13)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\bar{N}} \sum_{k=1}^{\bar{N}} [\hat{y}_i(k) - y_i(k)]^2} \quad (14)$$

其中, $\bar{N} = 36000$ 为实际电流值, $y_i(k)$ 为模型输出值。

3.2.2 PID整定智能算法参数

电熔镁砂生产工艺规定控制目标

$$\begin{cases} |e_i(k)| = |y_{sp}(k) - y_i(k)| < \delta \\ |u_i(k)| < u_{\max} \end{cases} \quad (15)$$

其中, 最佳熔化电流设定值 $y_{sp}(k) = 15.3$ kA, $\delta = 2$ kA, $u_{\max} = 30$ Hz, $k = 1$ 表示采用周期为1s。采用改进的Z-N法^[58], 通过阶跃响应实验得延迟时间和平衡时间, 确定三相电极电流的三个PID控制器参数。经调试确定

$$\begin{cases} K_P^1 = 0.70, & K_I^1 = 0.060, & K_D^1 = 0.55 \\ K_P^2 = 0.70, & K_I^2 = 0.055, & K_D^2 = 0.45 \\ K_P^3 = 0.65, & K_I^3 = 0.045, & K_D^3 = 0.55 \end{cases} \quad (16)$$

采用上述控制器参数的PID控制系统投入运行后, 在加料时出现熔化电流超出生产工艺规定的控制目标, 因此采用本文提出的PID整定的方法, 优化整定电极电流PID控制器参数的性能指标:

$$\text{minimize } J_i(k) = \text{maximize } - \sum_{i=1}^3 \frac{1}{k} \left[\sum_{t=0}^k e_i^2(t) + \sum_{t=0}^k (|u_i(t)| - u_{\max}) \right] \quad (17)$$

采用本文提出的如图4所示的基于强化学习的PID整定方法, 价值神经网络、策略神经网络采用全连接层与层归一化组成的多层感知机网络^[59], 价值神经网络的单个神经元网络的输入分别为

$$\begin{cases} x_i(k) = \{u_i(k-1), [e_i(k) - e_i(k-1)], e_i(k), \\ [e_i(k) - 2e_i(k-1) + e_i(k-2)]\} \\ a_i(k) = [K_P^i(k), K_I^i(k), K_D^i(k)] \end{cases} \quad (18)$$

神经元个数 $n=80$ ，网络层数 $L=2$ ，网络输出为 $\hat{J}_i(k+1)$ 。基于时序差分校正网络参数的加权因子 $\alpha_1=0.01$ ，价值神经网络输入为 $x_i(k)$ ，网络层数 $L=3$ ，第一层和第二层神经网络个数 $n=80$ ，第三层神经网络个数 $n=40$ ，网络输出为 $a_i(k)$ 。基于梯度上升校正网络参数的加权因子 $\alpha_2=0.001$ 。为了保证整定PID参数的闭环控制系统的稳定性，设置整定PID参数的约束条件：

$$0.3 < K_p^i < 1, \quad 0 < K_I^i < 0.1, \quad 0 < K_D^i < 1$$

利用建立的边-熔化电流PID控制过程数字孪生模型，采用本文提出的最优PID整定方法，性能指标与控制器参数的迭代曲线如图9所示。

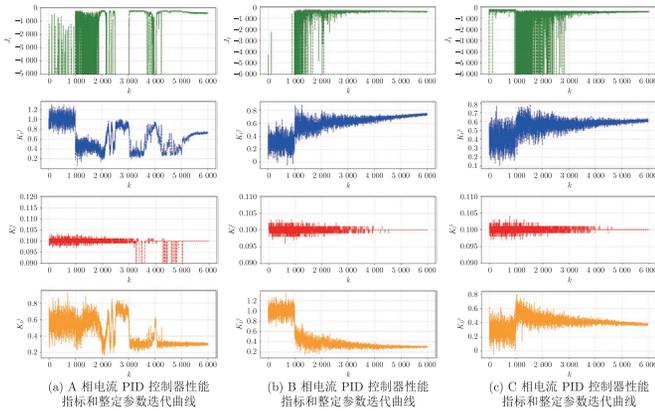


图9 三相电流PID控制器性能指标和整定参数迭代曲线

最优PID整定参数为

$$\begin{cases} K_p^{*1} = 0.7274, & K_I^{*1} = 0.1023, & K_D^{*1} = 0.3190 \\ K_p^{*2} = 0.7218, & K_I^{*2} = 0.1001, & K_D^{*2} = 0.3062 \\ K_p^{*3} = 0.6083, & K_I^{*3} = 0.0981, & K_D^{*3} = 0.3622 \end{cases} \quad (19)$$

3.2.3 应用效果

采用图10所示的端边云协同的电熔镁炉PID整定智能系统结构实现所提出的PID整定方法。

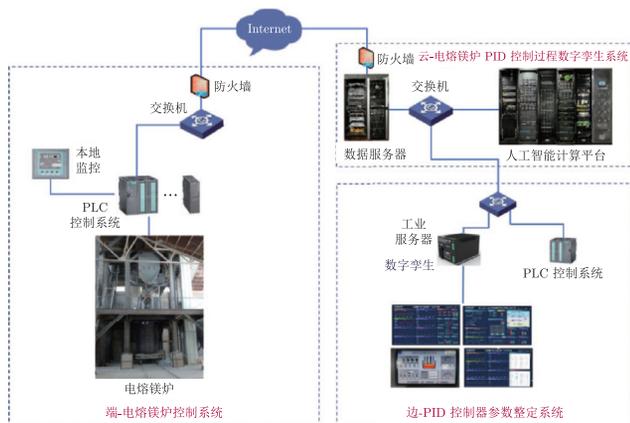


图10 端边云协同的电熔镁炉PID整定智能系统结构

采用式(16)PID参数的常规控制算法与采用式(19)优化整定参数的本文提出的控制算法进行实际工业应用，两种控制算法的控制效果分别如图11和图12所示。

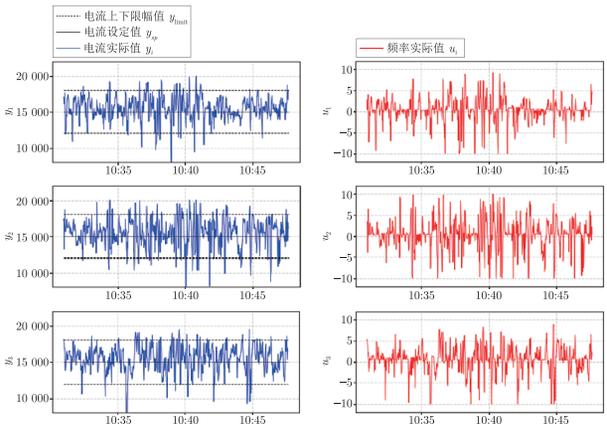


图11 采用常规PID控制算法时电极电流 $y_i(k)$ 、熔化电流设定值 $y_{sp}(k)$ 和控制输入 $u_i(k)$ 的曲线

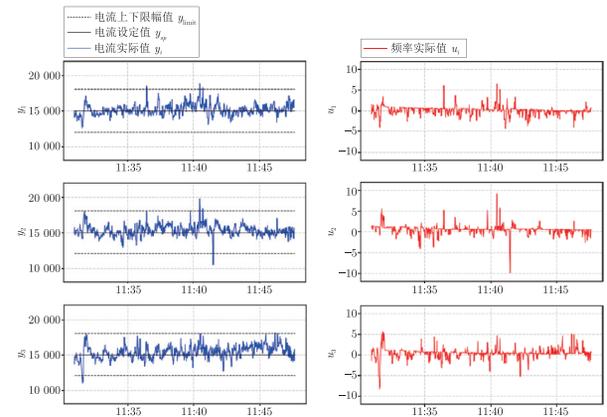


图12 采用本文所提优化整定PID控制算法时电极电流 $y_i(k)$ 、熔化电流设定值 $y_{sp}(k)$ 和控制输入 $u_i(k)$ 的曲线

采用下列均方误差(MSE)和误差绝对值积分(IAE)对两种方法的评价结果如表2所示。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_{sp}(k) - y_i(k)]^2 \quad (20)$$

$$IAE = \sum_{k=1}^N |y_{sp}(k) - y_i(k)| \quad (21)$$

由图11、图12和表1、表2可以看出，采用常用的Z-N整定法获得的PID控制器参数式(16)只能实现稳定运行。由于电熔镁砂熔化过程的动态特性随熔化与加料过程而变化，使熔化电流跟踪误差 $e_i(k)$ 和控制输入 $u_i(k)$ 超出电熔镁砂生产工艺规定的控制目标式(15)的范围。本文方法实时根据电熔镁砂熔化

表2 常规PID方法和本文方法的控制性能评价表(N = 1 000)

	MSE $\times 10^{-6}$			IAE $\times 10^{-6}$		
	$e_1(k)$	$e_2(k)$	$e_3(k)$	$e_1(k)$	$e_2(k)$	$e_3(k)$
常规PID方法	1.2579	1.5044	1.4332	2.7705	3.7629	3.3114
本文方法	0.6732	0.7107	0.8462	1.2579	1.5044	1.4332

电流控制过程数字孪生模型,以性能指标式(17)寻优产生最优PID控制器参数式(19),可以在正常熔化和加料工况的所有时间内,使熔化电流跟踪误差 $e_i(k)$ 和控制输入 $u_i(k)$ 在控制目标范围内,并有效减小熔化电流和三相电极的波动,提高了产品产量,降低了单吨能耗。本文所提方法和研制的PID整定智能系统比常规PID控制系统产品产量提高了4.98%,单吨能耗降低了4.90%。

4 结论

本文提出了由端-实际运行的控制系统、边-PID控制器参数整定系统和云-PID控制过程数字孪生系统组成的PID整定智能系统;提出了系统辨识与自适应深度学习相结合的PID控制过程数字孪生系统的建模方法和强化学习与数字孪生模型相结合的PID整定的智能方法。将工业互联网的端边云协同技术与PLC控制系统相结合,研制了PID整定智能系统,并在重大耗能设备——电熔镁炉控制中成功应用,取得显著的节能减排效果。为了使控制系统具有鲁棒稳定与最优动态性能,需开展控制系统智能化方向的研究,包括复杂工业系统数字孪生的智能建模方法;自适应与自主校正控制器参数的机器学习方法和鲁

棒稳定性与最优收敛性理论与方法;基于工业互联网端边云的控制安全;工业控制过程元宇宙等。**AP**

(本文转自《自动化学报》2023年第3期)

作者简介:

柴天佑,中国工程院院士,东北大学教授。IEEE Life 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与智能化系统理论、方法与技术。

周正,东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室博士研究生。主要研究方向为决策与控制一体化智能系统技术研究。

郑锐,东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室博士研究生。主要研究方向为智能控制技术,决策与控制一体化智能系统技术。

刘宁,东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室博士研究生。2019年获得中北大学硕士学位。主要研究方向为控制理论与技术。

贾瑶,东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室讲师。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。

参考文献:

- [1] Guo L. Feedback and uncertainty: Some basic problems and results. Annual Reviews in Control, 2020, 49: 27 - 36
- [2] Samad T. A survey on industry impact and challenges thereof [technical activities]. IEEE Control Systems Magazine, 2017, 37 (1): 17 - 18
- [3] Borase R, 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
- [4] Åström K J, Hägglund T. PID Controllers: Theory, Design, and Tuning (Second edition). Research Triangle Park: ISA, 1995.
- [5] Somefun O A, Akingbade K, Dahunsi F. The dilemma of PID tuning. Annual Reviews in Control, 2021, 52: 65 - 74
- [6] Ziegler J G, Nichols N B. Optimum settings for automatic controllers. Transactions of the ASME, 1942, 64 (8): 759 - 765
- [7] Åström K J, Hägglund T. Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins. Automatica, 1984, 20 (5): 645 - 651
- [8] Ho W K, Lim K W, Xu W. Optimal gain and phase margin tuning for PID controllers. Automatica, 1998, 34 (8): 1009 - 1014
- [9] Ho W K, Lim K W, Hang C C, Ni L Y. Getting more phase margin and performance out of PID controllers. Automatica, 1999, 35 (9): 1579 - 1585

- [10] Silva G J, Datta A, Bhattacharyya S P. On the stability and controller robustness of some popular PID tuning rules. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48 (9) : 1638 - 1641
- [11] Åström K J, Hägglund T. Revisiting the Ziegler-Nichols step response method for PID control. *Journal of Process Control*, 2004, 14 (6) : 635 - 650
- [12] Bazanella A S, Pereira L F A, Parraga A. A new method for PID tuning including plants without ultimate frequency. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25 (2) : 637 - 644
- [13] Grimholt C, Skogestad S. Optimal PI and PID control of firstorder plus delay processes and evaluation of the original and improved SIMC rules. *Journal of Process Control*, 2018, 70 : 36 - 46
- [14] Hägglund T. The one-third rule for PI controller tuning. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, 127 : 25 - 30
- [15] Liu Ning, Chai Tian-You. An optimal tuning method of PID controller parameters. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c220795 (刘宁, 柴天佑. PID 控制器参数的优化整定方法. *自动化学报*, DOI: 10.16383/j.aas.c220795)
- [16] Tan K K, Zhao S, Xu J X. Online automatic tuning of a proportional integral derivative controller based on an iterative learning control approach. *IET Control Theory & Applications*, 2007, 1 (1) : 90 - 96
- [17] Lequin O, Gevers M, Mossberg M, Bosmans E, Triest L. Iterative feedback tuning of PID parameters: Comparison with classical tuning rules. *Control Engineering Practice*, 2003, 11 (9) : 1023 - 1033
- [18] Ho W K, Hong Y, Hansson A, Hjalmarsson H, Deng J W. Relay auto-tuning of PID controllers using iterative feedback tuning. *Automatica*, 2003, 39 (1) : 149 - 157
- [19] Son D, Choi H. Iterative feedback tuning of the proportional-integral- differential control of flow over a circular cylinder. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27(4): 1385 - 1396
- [20] Lawrence N P, Forbes M G, Loewen P D, McClement D G, Backström J U, Gopaluni R B. Deep reinforcement learning with shallow controllers: An experimental application to PID tuning. *Control Engineering Practice*, 2022, 121: Article No.105046
- [21] Dogru O, Velswamy K, Ibrahim F, Wu Y Q, Sundaramoorthy A S, Huang B, et al. Reinforcement learning approach to autonomous PID tuning. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 161: Article No. 107760
- [22] McClement D G, Lawrence N P, Backstrom J U, Loewen P D, Forbes M G, Gopaluni R B. Meta reinforcement learning for adaptive control: An offline approach. *arXiv: 2203.09661*, 2022.
- [23] Åström K J, Hägglund T. *Advanced PID Control*. Research Triangle Park: ISA, 2006.
- [24] Åström K J, Hägglund T. *Design methods: PID control*. *Control System Fundamentals (Second edition)*. Boca Raton: CRC Press, 2017.
- [25] Garpinger O, Hägglund T, Åström K J. Performance and robustness trade-offs in PID control. *Journal of Process Control*, 2014, 24 (5) : 568 - 577
- [26] Ortega R, Kelly R. PID self-tuners: Some theoretical and practical aspects. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1984, IE-31(4) : 332 - 338
- [27] Kim J H, Choi K K. Design of direct pole placement PID selftuners. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1987, IE-34 (3) : 351 - 356
- [28] Wang Q G, Zhang Z P, Åström K J, Chek L S. Guaranteed dominant pole placement with PID controllers. *Journal of Process Control*, 2009, 19 (2) : 349 - 352
- [29] 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*, 2001, 9 (3) : 535 - 541
- [30] Verma B, Padhy P K. Indirect IMC-PID controller design. *IET Control Theory & Applications*, 2019, 13 (2) : 297 - 305
- [31] Åström K J, Panagopoulos H, Hägglund T. Design of PI controllers based on non-convex optimization. *Automatica*, 1998, 34 (5) : 585 - 601
- [32] 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
- [33] 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*, 2017, 25 (2) : 441 - 452
- [34] PoulinÉ, Pomerleau A, Desbiens A, Hodouin D. Development and evaluation of an auto-tuning and adaptive PID controller. *Automatica*, 1996, 32 (1) : 71 - 82

- [35] Yang Y, Cui K X, Shi D W, Mustafa G, Wang J D. PID control with PID event triggers: Theoretic analysis and experimental results. *Control Engineering Practice*, 2022, 128 : Article No. 105322
- [36] Kuc T Y, Han W G. An adaptive PID learning control of robot manipulators. *Automatica*, 2000, 36 (5) : 717 - 725
- [37] Yamamoto T, Takao K, Yamada T. Design of a data-driven PID controller. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, 17 (1) : 29 - 39
- [38] Yu H, Guan Z, Chen T W, Yamamoto T. Design of data-driven PID controllers with adaptive updating rules. *Automatica*, 2020, 121: Article No. 109185
- [39] Zhong S, Huang Y, Guo L. A parameter formula connecting PID and ADRC. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(9): Article No. 192203
- [40] Wang L Y, Jia Y, Chai T Y, Xie W F. Dual-rate adaptive control for mixed separation thickening process using compensation signal based approach. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65 (4) : 3621 - 3632
- [41] Wang L H, Chai T Y. Signal compensation based adaptive cascade control for regrinding processes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67 (10) : 8732 - 8742
- [42] Jia Y, Chai T Y, Wang H, Su C Y. A signal compensation based cascaded PI control for an industrial heat exchange system. *Control Engineering Practice*, 2020, 98: Article No. 104372
- [43] Wei C, Chai T Y, Xin X, Chen X K, Wang L Y, Chen Y H. A signal compensation-based robust swing-up and balance control method for the pendubot. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69 (3) : 3007 - 3016
- [44] Wang W Z, Chai T Y, Wang H, Qu Z W. Signal-compensationbased adaptive PID control for fused magnesia smelting processes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, DOI: 10.1109/TIE.2022.3212392
- [45] Kern A. Pros and cons of autotuning — The big story [Online], available: <https://www.controleng.com/articles/pros-and-cons-of-autotuning-the-big-story/>, August 2, 2018
- [46] Control Engineering. Pros and cons of autotuning control: Part 2 [Online], available: <https://www.controleng.com/articles/pros-and-cons-of-autotuning-control-part-2/>, August 2, 2018
- [47] Retch B. Reflections on the learning-to-control renaissance. In: *Proceedings of the 21st IFAC World Congress*. Berlin, Germany: IFAC, 2020.
- [48] Koelsch J R. Tuning tools maintain harmony in PID loops [Online], available: <https://www.automationworld.com/products/software/article/13311005/>, February 21, 2014
- [49] Cyber-physical systems [Online], available: <https://www.nsf.gov/pubs/2008/nsf08611/nsf08611.pdf>, July 21, 2009
- [50] Stone P, Brooks R, Brynjolfsson E, Calo R, Etzioni O, Hager G, et al. Artificial intelligence and life in 2030: The one hundred year study on artificial intelligence [Online], available: <http://ai100.stanford.edu/2016-report>, September 6, 2016
- [51] Mao W L, Zhao Z W, Chang Z, Min G Y, Gao W F. Energy-efficient industrial internet of things: Overview and open issues. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17 (11) : 7225 - 7237
- [52] 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
- [53] 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)
- [54] Chai Tian-You, Liu Qiang, Ding Jin-Liang, Lu Shao-Wen, Song Yan-Jie, Zhang Yi-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, 张艺洁. 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)
- [55] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*, 1997, 9 (8) : 1735 - 1780
- [56] Silver D, Lever G, Heess N, Degris T, Wierstra D, Riedmiller M. Deterministic policy gradient algorithms. In: *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning*. Beijing, China: PMLR, 2014. 387 - 395
- [57] Lillicrap T P, Hunt J J, Pritzel A, Heess N, Erez T, Tassa Y. Continuous control with deep reinforcement learning. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations*. San Juan, USA: ICLR, 2016.
- [58] Isermann R. *58 Digital Control Systems*. Berlin: Springer, 1981. Kruse R, Borgelt C, Klawonn F, Moewes C, Steinbrecher M, Held P. Multi-layer perceptrons. *Computational Intelligence*. London: Springer, 2013.