

控制与决策

Control and Decision

端边云协同的复杂工业过程运行控制智能系统

柴天佑, 程思宇, 李平, 贾瑶, 郑锐

引用本文:

柴天佑,程思宇,李平,贾瑶,郑锐. 端边云协同的复杂工业过程运行控制智能系统[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2051–2062.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0327>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

输入约束不确定系统的点对点迭代学习控制与优化

Point-to-point iterative learning control and optimization for uncertain systems with constrained input
控制与决策. 2021, 36(6): 1435–1441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0908>

基于高阶滑模速度控制器的异步电机模型预测转矩控制

A model predictive torque control for induction motor based on high order sliding mode speed controller
控制与决策. 2021, 36(4): 953–958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0650>

基于高阶滑模速度控制器的异步电机模型预测转矩控制

A model predictive torque control for induction motor based on high order sliding mode speed controller
控制与决策. 2021, 36(4): 953–958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0650>

一种无人船动力定位跨平台实时控制模型

Real-time cross-platform control system for unmanned ship dynamic positioning
控制与决策. 2021, 36(4): 909–916 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0960>

一种无人船动力定位跨平台实时控制模型

Real-time cross-platform control system for unmanned ship dynamic positioning
控制与决策. 2021, 36(4): 909–916 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0960>

端边云协同的复杂工业过程运行控制智能系统

柴天佑^{1,2†}, 程思宇¹, 李平^{3,4}, 贾瑶^{1,4}, 郑锐¹

- (1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819;
2. 国家冶金自动化工程技术研究中心, 沈阳 110819; 3. 北京东土科技股份有限公司, 北京 100144;
4. 工业互联网控制系统联合实验室, 北京 100144)

摘要: 针对难以建立数学模型的复杂工业运行控制过程, 利用可获得的过程控制系统设定值和运行指标以及相关变量的工业大数据和运行控制过程特性, 将系统辨识与深度学习相结合, 建立以实际运行指标以及相关变量为输入, 以实际过程控制系统设定值为输出的运行控制过程数字孪生模型, 提出云-边协同的过程控制系统设定值智能控制方法. 所提出方法由云-运行控制过程数字孪生模型、边-过程控制系统设定值智能控制模型和自校正机组组成. 将工业互联网与工业过程控制系统相结合, 提出端边云协同的工业运行控制智能系统的架构和功能, 采用所提出控制系统设定值智能控制方法, 研制工业过程运行控制智能系统, 并在选矿关键设备——高压辊磨成功应用. 所提出系统安全、可靠和优化运行, 取得了显著的节能减排效果.

关键词: 运行控制; 系统辨识; 深度学习; 端边云协同技术; 数字孪生; 智能系统

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0327

引用格式: 柴天佑, 程思宇, 李平, 等. 端边云协同的复杂工业过程运行控制智能系统[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2051-2062.

Intelligent system for operational control of complex industrial process based on end-edge-cloud collaboration

CHAI Tian-you^{1,2†}, CHENG Si-yu¹, LI Ping^{3,4}, JIA Yao^{1,4}, ZHENG Rui¹

- (1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. National Engineering Research Center of Metallurgy Automation, Shenyang 110819, China; 3. Kyland Technology Co., Ltd., Beijing 100144, China; 4. Joint Laboratory of Industrial Internet Control System, Beijing 100144, China)

Abstract: For the complex industrial operational control process that is difficult to establish the mathematical model, by combining system identification with deep learning, the digital twin model for operational control process is established with operation indices and related variables as input and process control system setpoints as output, based on the available industrial big data in terms of process control system setpoints, operation indices and related variables, and characteristics of operational control process. An intelligent method for control of process control system setpoints based on cloud-edge collaboration is proposed. The method consists of the cloud-digital twin model for operational control process and the edge-intelligent model for control of process control system setpoints, and the self-tuning mechanism. The structure and functions of intelligent system for industrial operational control based on end-edge-cloud collaboration are proposed by combining industrial internet and industrial process control systems. An intelligent system for operational control of industrial process has been developed by the proposed intelligent method for control of control system setpoints. The intelligent system has been successfully applied in the key equipment of mineral processing-high pressure roller mill. The intelligent system operates safely, reliably and optimally, achieving significant effects in energy saving and emission reduction.

Keywords: operational control; system identification; deep learning; end-edge-cloud collaboration technology; digital twin; intelligent system

收稿日期: 2023-03-22; 录用日期: 2023-05-29.

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(61991404); 2020年度辽宁省科技重大专项计划项目(2020JH1/10100008); 一体化过程控制学科创新引智基地2.0项目(B08015).

责任编辑: 杨光红.

†通讯作者. E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn.

0 引言

制造业向高端化智能化绿色化发展以及智能制造使得工业过程运行的优化控制显得越来越重要. 工业过程运行优化控制的涵义是使得反映产品在工业过程中质量、效率、能耗和物耗的工艺参数即运行指标在生产工艺所规定的目标值范围内, 尽可能提高质量和效率指标, 尽可能降低能耗和物耗指标. 工业过程运行控制是将原矿或原料转化为合格产品的过程, 是物质流、信息流、能源流的三流交互过程, 往往伴随物理和化学反应过程, 反应机理不清, 动态特性随交互过程发生变化, 其动态模型由不同时间尺度的运行层和控制层组成. 工业过程运行优化控制涉及全局非凸非平稳优化的科学难题^[1-2], 是一个活跃的研究领域, 一直受到学术界和工程界的极大关注.

早在50年代末, 首先使用计算机在线计算过程装置的经济优化运行工作点, 在美国的Texaco、Union Carbide等化工厂使用计算机控制系统来实现实时控制和优化^[3]. 工业过程运行优化问题引起学术界和工程界对其理论和应用研究的广泛兴趣, 产生了大量的工业过程运行优化和运行控制的文献^[4-6]. 工业过程运行优化和运行控制方法采用两层结构, 即运行层采用在线过程优化或控制方法决策过程控制设定值, 控制层采用PID或先进控制方法使得过程控制的输出跟踪设定值, 从而将运行目标控制在目标值范围内.

工业过程运行优化方法采用在线过程优化方法决策过程控制设定值, 分为如下两类: 1) 基于在线求解数值优化的稳态实时优化(real time optimization, RTO)和动态实时优化; 2) 反馈优化控制^[6]. 运行优化方法适用于可建立数学模型的稳态运行的工业过程, 如化工过程. 实时优化方法(RTO)采用两层结构, 上层采用精确非线性静态过程模型优化经济性能指标, 产生底层过程控制回路的设定值, 通过底层控制器使得被控变量跟踪设定值, 从而尽可能使得过程运行在稳态优化状态^[7-8]. 由于RTO采用静态模型, 当出现干扰时, 被控系统达到新的稳态时才能进行优化. 因此, 稳态等待导致优化滞后, 难以适应运行条件的变化. 采用RTO、模型预测控制(model predictive control, MPC)和调节控制三层结构将稳态优化与模型预测控制相结合来解决RTO层非线性稳态优化周期过长和回路控制周期相对快的一致性^[9-11]. 文献[12-14]使用瞬态测量和系统的动态模型进行自适应优化, 提出了解决稳态等待导致优化滞后问题的混合实时优化(hybrid RTO)和持续参数自适应实时优

化. 文献[15]将持续参数自适应实时优化方法应用于模拟海底油井网络的实验平台, 并与RTO和动态RTO进行了性能比较实验, 降低了计算成本. RTO采用的是静态开环优化方式, 对模型的不确定性和干扰缺乏鲁棒性, 因此, 采用直接在线优化控制^[4,16]. 该方法采用非线性模型预测控制, 将经济性能指标作为预测控制的性能指标, 在有限步长内在线优化经济性能指标^[17]. 文献[9]假定经济性能指标是受限的系统状态的已知函数, 提出了实时优化和模型预测控制集成的控制器设计方法来控制受限的不确定非线性系统. 为了避免上述RTO在线求解数值优化问题, 文献[6, 18-20]提出了“反馈优化控制”“直接输入自适应”或“隐式RTO”, 将经济性能指标转化为控制性能指标, 消除RTO, 基于测量的反馈输出操作控制输入, 使得过程稳态优化运行.

工业过程运行控制采用控制方法决策过程控制设定值. 复杂工业过程, 如冶金工业, 其运行指标与控制回路的被控变量间的动态特性往往具有强非线性、多变量强耦合、不确定性、机理不清、难以建立数学模型等综合复杂性, 且随着不同的工业过程具有不同的特性, 往往处于动态运行. 至今尚未形成一般的运行优化控制方法, 只有针对具体工业过程的运行控制方法. 文献[21]针对铝烧结生产线的原料浆制备过程, 采用机理分析与神经网络相结合的质量指标预报模型和多目标专家推理策略给出了控制回路优化设定值; 文献[22]针对铅锌烧结过程, 提出了以产量和质量为目标的智能集成优化和控制方法; 文献[23]针对铜浮选过程, 提出了一种结合案例推理和贝叶斯网络的运行控制方法; 文献[24]针对半自动研磨机, 提出了模糊专家控制系统产生控制回路设定值, 使得控制回路跟踪设定值, 并在某铜选矿厂进行了测试和验证, 取得了显著效果; 文献[25]针对磨机提出了提高磨机性能的极值搜索控制方法, 优化磨机进料和转速控制回路, 仿真结果表明, 所提出运行控制方法使得磨机处于稳态优化运行; 文献[26]针对氧化铝生料浆配料过程, 提出了基于模糊规则的运行控制方法; 文献[27]综述了数据驱动的综合能源系统运行优化方法. 国外高技术公司针对特定的工业过程, 采用工艺模型或经验模型研发了对过程控制系统设定值进行开环设定的商用软件包. 由于中国的资源条件和生产条件频繁变化, 难以使用上述商业软件包. 为了解决复杂工业过程的运行优化控制问题, 文献[28]在973重大基础研究项目的支持下, 提出了由控制回路预设模型、运行指标预报模型、前馈补偿器、反馈

补偿器、故障工况诊断模型和自愈控制器组成的智能运行优化控制结构,并成功应用于赤铁矿选矿过程的竖炉和磨矿以及电熔镁炉、高炉^[29-32]。

目前,工业过程运行优化和运行控制方法存在如下问题。

1) 在线实时优化并没有像人们预期的那样在实践中得到广泛应用,如RTO和商用RTO软件包并未在工业中得到充分应用^[33-35]。这是因为开发模型具有挑战性且成本高昂。运行控制方法适用于特定工业过程,难以推广至一般工业过程,往往只能将工业过程的运行指标控制在目标值范围内,难以实现工业过程动态优化运行。

2) 实际运行的工业过程运行优化或运行控制系统由于运行条件的变化和工业过程动态特性的变化,商业上可用的实时优化和运行控制方法无法取得满意的效果,需要专业团队定期维护和监控。应用企业缺乏专业团队,造成系统无法使用^[33, 36-37]。

3) 复杂工业过程的运行控制受相邻上下游工业过程控制系统的影响,动态特性机理不清,难以建立运行过程数学模型,只能依靠运行专家的经验 and 知识人工决策过程控制系统设定值。当生产运行条件频繁变化时,难以及时准确地决策设定值,难以将运行指标控制在目标值范围内。

制造业高端化、智能化、绿色化和智能制造要求工业过程优化运行,这要求解决上述运行优化和运行控制方法存在的问题,研究在线、自适应、自学习的运行优化控制方法,实现运行控制系统智能化。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业过程物理资源紧密融合和协同,研究运行控制智能系统,为解决运行优化和运行控制挑战难题提供了新的研究思路^[38-39]。基于工业互联网的端边云协同技术为实现大数据驱动的运行控制的智能算法创造了条件^[40]。

本文的主要内容如下。

1) 在综述工业过程运行优化和运行控制研究现状的基础上,分析复杂工业过程运行优化控制面临的挑战难题。

2) 针对难以建立数学模型的复杂工业运行控制过程,利用可获得的过程控制系统设定值、运行指标以及相关变量的工业大数据和运行控制过程特性,将系统辨识与深度学习相结合,建立以运行指标和相关变量为输入,以过程控制系统设定值为输出的运行控制过程数字孪生模型。

3) 针对只能采用人工运行控制的复杂工业过程,提出云-边协同的过程控制系统设定值智能控制方法。该方法由云-运行控制过程数字孪生模型、边-过程控制系统设定值智能控制模型和自校正机制组成。为了实时快速地决策控制系统设定值,云与边模型采用相同的结构。自校正机制采用云模型的深度学习的权重和偏置参数校正边模型的深度学习权重和偏置参数。

4) 将工业互联网与工业过程控制系统相结合,提出端边云协同的工业运行控制智能系统的架构和功能,采用所提出控制系统设定值智能控制方法,研制工业过程运行控制智能系统,并在选矿关键设备——高压辊磨成功应用,取得了显著应用效果。

1 复杂工业过程运行优化控制面临的挑战

智能制造将使得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^[41-42]。这要求工业过程实现运行优化控制,即实现稳态运行优化和动态运行优化。复杂生产过程为了将原矿或原料转化为合格产品,往往由多个工业过程组成。复杂工业运行控制过程往往受相邻上下游工业过程控制系统输出的影响。如将矿石转化为精矿的选矿生产过程由破碎、磨矿、选别等工业过程组成,磨矿过程的来

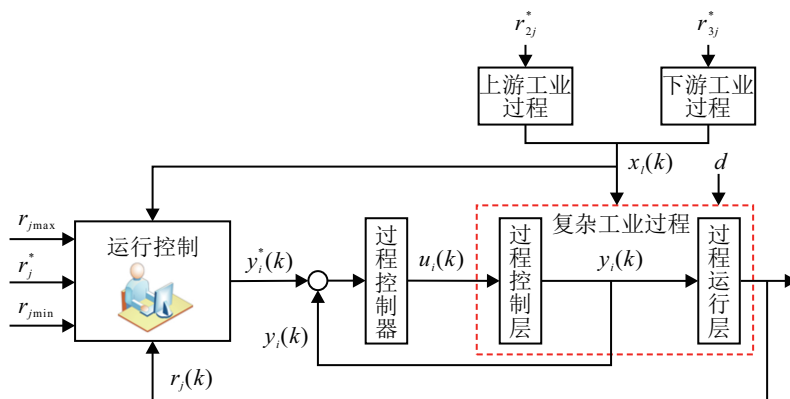


图1 复杂工业过程运行控制结构

料受上游破碎过程控制系统产生的来料量的影响,下游选别工业过程控制系统将不合格的矿浆返回磨矿过程,影响磨矿运行控制过程. 上下游工业过程对复杂工业运行控制过程影响的变量随上下游工业控制过程的变化而变化,对复杂工业运行控制过程的影响机理不清,因此,难以采用已有的运行优化和运行控制方法^[26-27]. 目前,复杂工业过程运行控制采用如图1所示的人工运行控制方式. 运行操作人员通过观测运行指标 r_j ($j = 1, 2, 3, 4$, r_1 为产品质量的工艺参数, r_2 为生产效率的工艺参数, r_3 为能耗的工艺参数, r_4 为物耗的工艺参数), 上下游工业过程控制系统的输出 $x_l(k)$, 根据运行指标的目标值范围 $[r_{j\max}, r_{j\min}]$, 凭借经验和知识决策过程控制回路设定值 $y_i^*(k)$. 过程控制系统使得输出 $y_i(k)$ 跟踪设定值 $y_i^*(k)$, 从而将运行指标控制在目标值范围内.

为了清楚地表明运行优化控制面临的挑战, 仅分析复杂工业过程运行层过程控制设定值优化决策面临的挑战, 而对于控制层高性能控制所面临的挑战可参见文献[43].

运行优化控制问题描述如下.

工业过程运行优化控制的目标是在保证安全运行的条件下, 将运行指标的实际值控制在目标范围内, 即

$$r_{j\min} < r_j < r_{j\max}, \quad j = 1, 2, 3, 4. \quad (1)$$

尽可能提高反映产品质量和生产效率的运行指标

$$\max r_j, \quad j = 1, 2; \quad (2)$$

尽可能降低反映产品在加工过程中的能耗和物耗的运行指标

$$\min r_j, \quad j = 3, 4. \quad (3)$$

运行优化控制的动态模型由运行层的动态模型和控制层被控对象动态模型组成, 其中运行层的动态模型为

$$r_j(k) = g(y_i(k), x_l(k), d). \quad (4)$$

式中: $g(\cdot)$ 为未知非线性函数; d 为未知干扰; $y_i(k)$ ($i = 1, 2, \dots, n_1$) 为控制系统输出, n_1 为过程控制回路个数; $x_l(k)$ ($l = 1, 2, \dots, n_2, \dots, n_3$) 为上下游工业过程控制系统输出, n_2 为影响决策控制过程设定值的输出个数, $x_{n_2+1}(k), \dots, x_{n_3}(k)$ 为影响运行层动态模型的上下游工业过程控制系统输出. $g(\cdot)$ 不仅是模型结构和系统阶次未知的复杂动态系统, 且输入与输出因果关系不清. 上下游工业过程控制系统的输出 $x_l(k)$ 由其运行指标目标值 r_{2j}^* 和 r_{3j}^* 决定, $x_l(k)$ 对运行层过程控制设定值决策的影响机理不清, 过程

控制输出和设定值的跟踪误差对运行指标的影响机理不清, 难以建立数学模型. 实现运行优化控制目标(1)~(4)涉及多冲突目标动态优化科学难题, 难以采用运行优化和运行控制方法, 只能采用如图1所示的人工运行控制方式. 由于复杂工业过程的运行工况频繁变化, 人们难以感知动态变化的运行工况, 难以及时准确地决策过程控制设定值, 难以将运行指标控制在目标值范围内. 为了实现上述控制目标, 要求运行控制系统实时感知和识别运行工况, 准确地决策过程控制设定值, 在保证安全运行的条件下, 在线、自适应、自学习优化决策过程控制设定值. 这就对运行优化与运行控制方法和商用优化软件包提出了挑战.

2 云-边协同的控制系统设定值智能控制方法

由图1可见, 运行操作人员凭借经验和知识可确定对于运行控制影响的上下游工业过程的输出变量 $x_l(k)$ ($l = 1, 2, \dots, n_3$), 根据输出变量的变化、运行指标的实际值 $r_j(k)$ 和目标值范围, 通过规则推理决策过程控制系统设定值 $y_i^*(k)$, 过程控制系统使其输出跟踪设定值, 使得运行指标实际值在目标值范围内波动. 由于可采集 $r_j(k)$ 、 $x_l(k)$ 、 $y_i^*(k)$ 的工业大数据, 建立运行控制过程(包括过程控制系统和过程运行层)以 $r_j(k)$ 、 $x_l(k)$ 为输入, 以 $y_i^*(k)$ 为输出的数字孪生模型, 从而将运行操作人员的过程控制设定值决策行为模型化. 基于该数字孪生模型, 采用工业互联网的端边云协同技术, 建立以运行指标目标值 r_j^* 为输入、过程控制设定值 $y_i^*(k)$ 为输出的过程控制设定值智能控制模型, 提出由云-运行控制过程数字孪生模型、边-控制系统设定值智能控制模型和自校正机制组成的云-边协同的控制系统设定值智能控制方法.

2.1 运行控制过程数字孪生模型

如图2所示, 基于规则推理的人工运行控制是人参与的变参数的比例控制, 即根据运行指标实际值与目标值的误差和上下游工业过程输出变量的变化改变比例控制器参数, 决策过程控制系统设定值. 由于运行控制层的动态模型 $g(\cdot)$ 在变参数比例控制作用下, 闭环运行控制系统的输出 $r_j(k)$ 在运行指标目标值范围内波动, 因此采用如下线性模型和未知非线性项来描述运行控制过程动态模型:

$$y_i^*(k) = \sum_{j=1}^4 a_{ij} r_j(k) + \sum_{l=1}^{n_2} b_{il} x_l(k) + \bar{v}_i(k), \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_1.$$

其中: $\bar{v}_i(k)$ 表示上下游过程控制系统输出对于运行控制过程动态模型的影响、建模误差和未知干扰, a_{ij}

和 b_{il} 为线性模型参数. 采用最小二乘法离线辨识模型参数 a_{ij} 和 b_{il} , 得到其估计值 \hat{a}_{ij} 和 \hat{b}_{il} . 于是, 式 (5) 可表示为

$$y_i^*(k) = \sum_{j=1}^4 \hat{a}_{ij} r_j(k) + \sum_{l=1}^{n_2} \hat{b}_{il} x_l(k) + v_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, n_1. \quad (6)$$

其中

$$v_i(k) = \bar{v}_i(k) + \sum_{j=1}^4 (a_{ij} - \hat{a}_{ij}) r_j(k) + \sum_{l=1}^{n_2} (b_{il} - \hat{b}_{il}) x_l(k), \quad i = 1, 2, \dots, n_1. \quad (7)$$

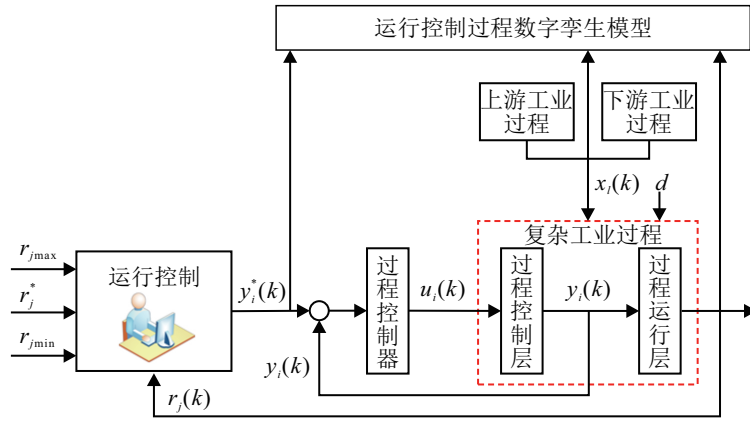


图2 运行控制过程与数字孪生模型

采用文献 [44] 的深度学习建立如图2所示的运行控制过程数字孪生模型. 由于 $v_i(k)$ 是一个模型结构和系统阶次未知的非线性动态系统, 因此采用长短周期记忆 LSTM^[45] 网络结构的深度学习模型和大数据, 建立 $v_i(k)$ 的模型. 由式 (7) 可知, 其输入变量为 $x(k) = [r_j(k), x_l(k)]$. 因此, 将其作为单个神经网络的输入, 神经元的个数 n 为系统的阶次, 单个神经元的节点数 h 和网络层数 L 表示系统的结构. 采用文献 [44] 的深度学习训练方法可估计神经元的个数 n 、节点数 h 和网络层数 L .

2.2 边-过程控制系统设定值智能控制模型

采用运行控制过程数字孪生模型和文献 [44] 的自适应深度学习, 建立如图3所示的端边云协同的运

行控制过程数字孪生模型. 采用 k 时刻以及 k 以前时刻运行控制过程的输入输出大数据, 实时校正云-运行控制过程数字孪生模型的自校正深度学习模型的权重和偏置参数, 使得该模型的输出与过程控制系统实际设定值一致. 为了建立实时快速决策控制系统设定值的智能控制模型, 在边端建立不采用工业大数据实时校正深度学习模型权重和偏置参数的边数字孪生模型, 边与云数字孪生模型采用相同的结构. 通过自校正机制, 边数字孪生模型采用云数字孪生模型的权重和偏置参数, 使得边数字孪生模型与云数字孪生模型一致. 通过端-实际运行控制系统的采集和传输装置实时获得运行控制过程的大数据.

采用边-运行控制过程数字孪生模型并将式 (6)

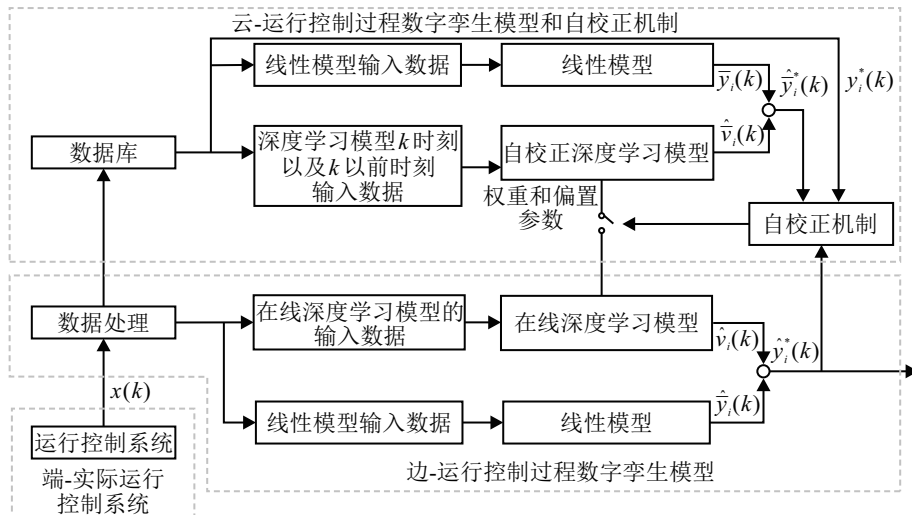


图3 端边云协同的运行控制过程数字孪生模型

中的运行指标实际值 $r_j(k)$ 用目标值 $r_j^*(k)$ 代替, 得到过程控制系统设定值智能控制模型, 即

$$\hat{y}_i^*(k) = \sum_{j=1}^4 \hat{a}_{ij} r_j^*(k) + \sum_{l=1}^{n_2} \hat{b}_{il} x_l(k) + \hat{v}_i(k),$$

$$i = 1, 2, \dots, n_1. \quad (8)$$

由于 $x_l(k)$ 实时可测, $\hat{v}_i(k)$ 由在线深度学习模型实时获得, 只要将运行指标目标值 $r_j^*(k)$ 输入模型 (8) 即可获得过程控制系统设定值 $\hat{y}_i^*(k)$, 通过数据采集和传输装置下达运行控制系统。

3 端边云协同的运行控制智能系统与工业应用

3.1 运行控制智能系统架构与功能

运行控制智能系统如图4所示, 由端-实际运行控制系统、边-设定值智能控制系统和云-运行控制过程数字孪生系统组成。运行控制系统由PID控制系统和边缘控制系统组成。PID控制系统由执行PID控制算法的PLC控制系统和工业过程组成。PLC控制系统实现PID控制器对过程控制回路的闭环控制, 使得过程控制系统输出跟踪设定值。边缘控制系统由数据采集、传输装置和控制系统设定值智能控制模型

组成。控制系统设定值智能控制模型产生控制系统优化设定值。数据采集与传输装置通过交换机和无线网络(如5G)将运行控制过程的输入输出等大数据传输至云-数据服务器, 将控制系统设定值智能控制模型产生的控制系统优化设定值传输至端-PID控制系统, PID控制系统的输出跟踪优化设定值, 使得工业过程运行控制系统优化运行。

云-运行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控制过程的运行指标实际值、上下游工业过程输出变量作为数字孪生模型的输入, 以运行控制过程的实际过程控制设定值作为输出。数字孪生模型评价使得数字孪生模型输出与实际过程控制设定值完全一致。自校正机制和云-边数字孪生模型评价使得云数字孪生模型与边数字孪生模型完全一致。边-设定值智能控制系统由边缘系统和设定值智能控制软件组成。模型参数自校正和云-边模型评价使得边数字孪生模型与边-设定值智能控制模型采用同样输入, 模型输出一致, 并使得边-设定值智能控制模型与端-边缘控制系统中运行的控制系统设定值智能控制模型完全一致。

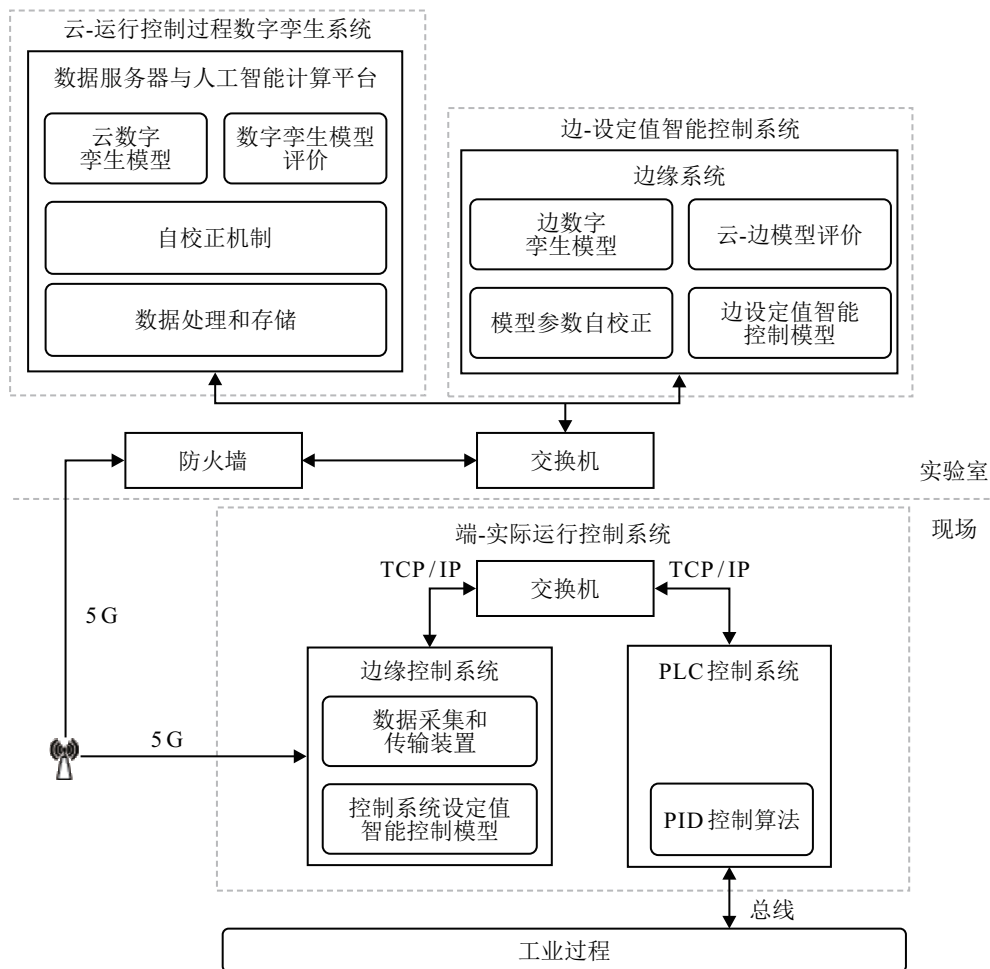


图4 运行控制智能系统功能与架构

3.2 工业应用

本文所提出的运行控制智能系统成功应用于某选矿厂的关键工业过程——如图5所示的高压辊磨生产过程. 高压辊磨机具有明显的多碎少磨、能抛早抛、节能减排、节约钢耗、提高碎磨效率等作用.



图5 高压辊磨生产过程

3.2.1 高压辊磨运行控制现状

高压辊磨运行控制采用如图6所示的人工运行控制方式. 运行人员根据反映磨矿效率的磨矿出

料量 $r_{31}(k)$ 与筛分系统返料量 $r_{32}(k)$ 的比值-返矿比 $r_3(k)$ 的实际值和目标值区间、反映能耗的动辊电流 $r_1(k)$ 和定辊电流 $r_2(k)$ 的实际值和目标值区间以及皮带传输进料系统电流 $x_1(k)$ 、高压辊磨阀门开度系统的活动端阀门开度 $x_2(k)$ 、皮带传输出料系统2的电流 $x_3(k)$, 决策进料仓料重控制回路设定值 $y_1^*(k)$ 、出料系统1电流控制回路设定值 $y_2^*(k)$ 、缓冲仓料位控制回路设定值 $y_3^*(k)$. 高压辊磨过程控制系统使得进料仓料重 $y_1(k)$ 、出料系统1电流 $y_2(k)$ 、缓冲仓料位 $y_3(k)$ 跟踪设定值, 将运行指标控制在目标值范围内. 由于 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 、 $x_3(k)$ 以及进料系统两个仓的料位 $x_4(k)$ 和 $x_5(k)$ 、高压辊磨左右辊间压力 $x_6(k)$ 和 $x_7(k)$ 、阀门开度系统固定端阀门开度 $x_8(k)$ 、出料系统1的两个仓的料位 $x_9(k)$ 和 $x_{10}(k)$ 以及磨矿出料量 $r_{31}(k)$ 和筛分系统返料量 $r_{32}(k)$ 的频繁波动, 导致运行人员凭借经验和知识难以及时准确地给出控制回路设定值, 难以将运行指标控制在目标范围内, 导致能耗高、效率低.

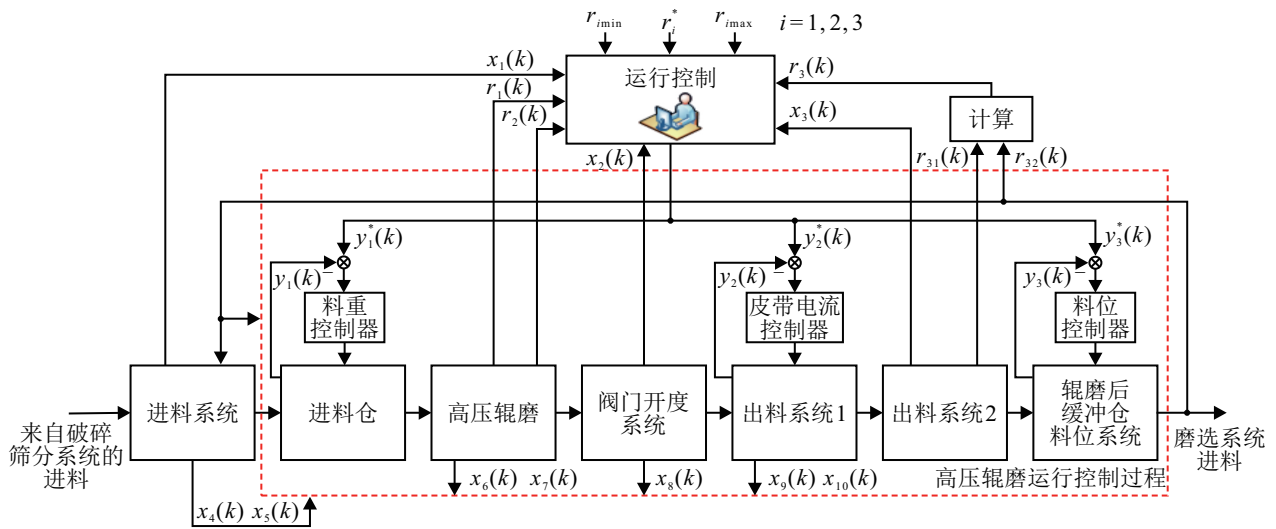


图6 人工运行控制结构

3.2.2 高压辊磨过程控制系统设定值智能控制算法

采用所提出运行控制过程数字孪生模型, 建立高压辊磨运行控制过程数字孪生模型, 有

$$y_i^*(k) = \sum_{j=1}^3 a_{ij} r_j(k) + \sum_{l=1}^3 b_{il} x_l(k) + \bar{v}_i(k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (9)$$

其中: $\bar{v}_i(k)$ 表示 $x_1(k)$, $x_2(k)$, ..., $x_{10}(k)$, $r_{31}(k)$, $r_{32}(k)$ 对于高压辊磨运行控制过程动态模型的影响以及建模误差和未知干扰.

采用最小二乘算法离线辨识模型参数 a_{ij} 和 b_{il} , 得到其估计值 \hat{a}_{ij} 和 \hat{b}_{il} . 于是, 式(9)可表示为

$$y_i^*(k) = \sum_{j=1}^3 \hat{a}_{ij} r_j(k) + \sum_{l=1}^3 \hat{b}_{il} x_l(k) + v_i(k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (10)$$

其中

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{11} & \hat{a}_{12} & \hat{a}_{13} & \hat{b}_{11} & \hat{b}_{12} & \hat{b}_{13} \\ \hat{a}_{21} & \hat{a}_{22} & \hat{a}_{23} & \hat{b}_{21} & \hat{b}_{22} & \hat{b}_{23} \\ \hat{a}_{31} & \hat{a}_{32} & \hat{a}_{33} & \hat{b}_{31} & \hat{b}_{32} & \hat{b}_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.23 \times 10^{-4} & -6.94 \times 10^{-4} & -5.77 \times 10^{-2} \\ 7.95 \times 10^{-2} & -5.71 \times 10^{-2} & -13.2 \times 10^{-1} \\ -7.02 \times 10^{-4} & 3.15 \times 10^{-4} & 3.64 \times 10^{-3} \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} 9.77 \times 10^{-4} & -2.74 \times 10^{-4} & 4.55 \times 10^{-5} \\ \rightarrow -4.55 \times 10^{-2} & 2.63 \times 10^{-2} & 2.88 \times 10^{-4} \\ -5.11 \times 10^{-3} & 3.87 \times 10^{-3} & -3.04 \times 10^{-5} \end{bmatrix}; \quad (11)$$

$$v_i(k) = \bar{v}_i(k) + \sum_{j=1}^3 (a_{ij} - \hat{a}_{ij})r_j(k) + \sum_{l=1}^3 (b_{il} - \hat{b}_{il})x_l(k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (12)$$

式中: $v_i(k) = f_i(r_1, r_2, r_3, x_1, \dots, x_{10}, r_{31}, r_{32})$, $f_i(\cdot)$ 为模型结构和系统阶次未知的非线性动态系统. 因此, 采用如图7所示的长短周期记忆LSTM网络结构的深度学习模型, 以 $v_i(k)$ 的输入变量作为单个神经元的输入, 即 $X(k) = [r_1(k), r_2(k), r_3(k), x_1(k), \dots, x_{10}(k), r_{31}(k), r_{32}(k)]$, 采用文献[44]的自适应深度学习训练方法和540000组数据, 确定神经元个数 $n=3$, 单个神经元的节点数 $h=150$, 网络层数 $L=3$.

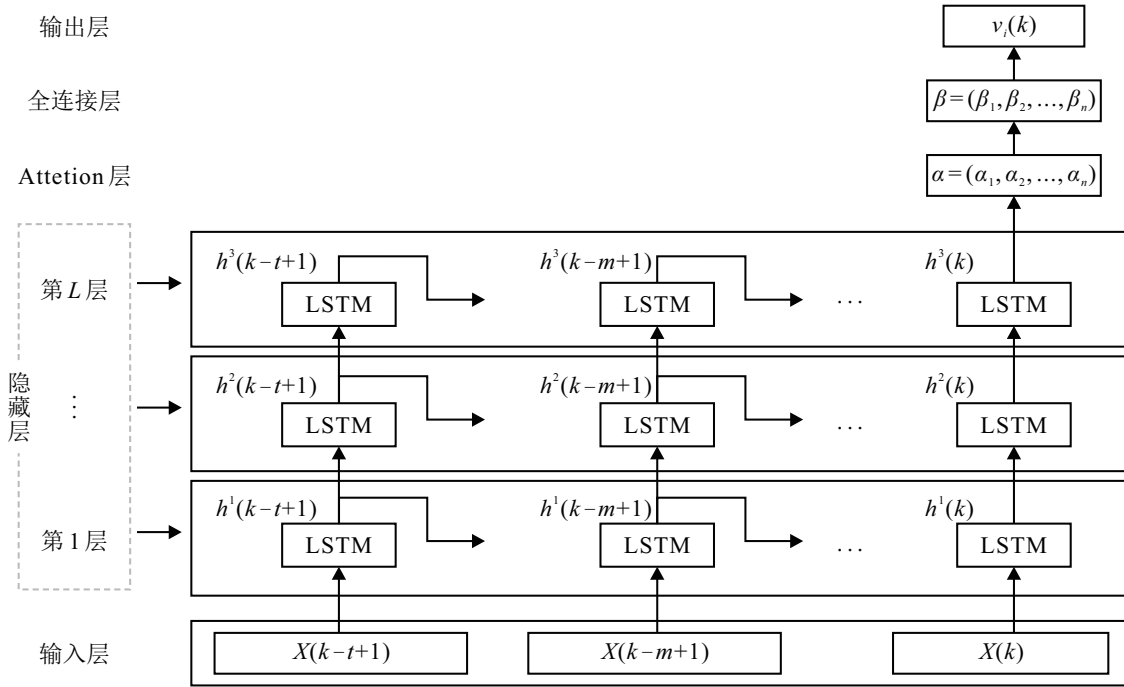
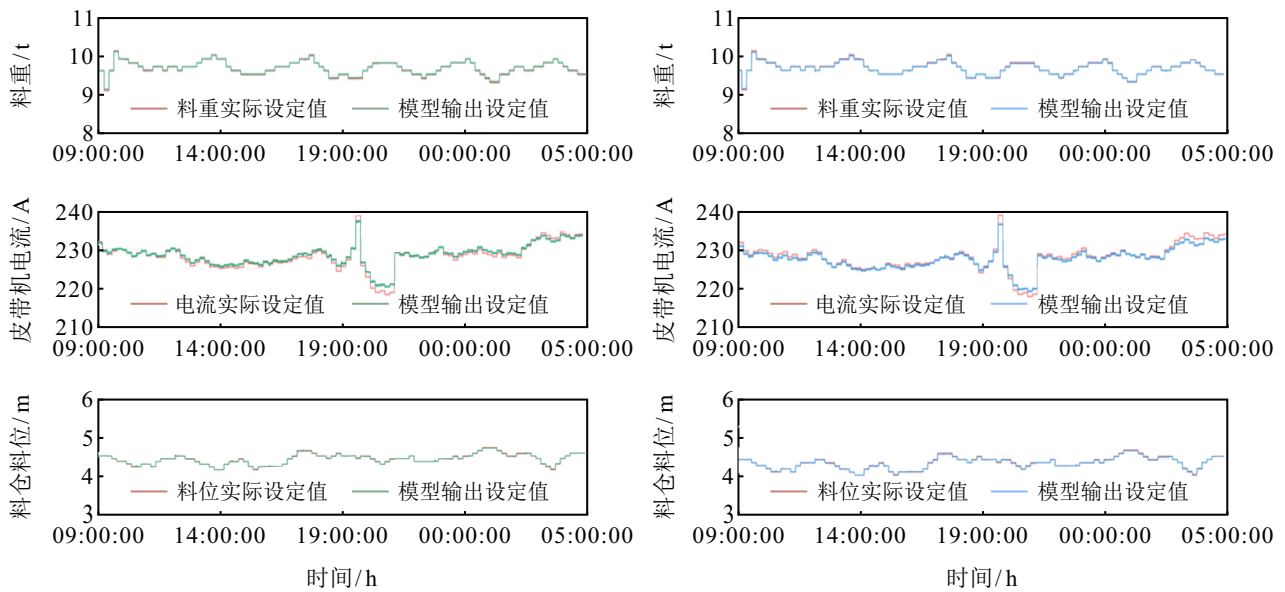


图7 $v_i(k)$ 的自适应深度学习模型的长短周期记忆网络架构



(a) 控制回路实际设定值与云模型输出设定值曲线

(b) 控制回路实际设定值与边模型输出设定值曲线

图8 控制回路实际设定值与云边模型输出设定值曲线

采用所提出端边云协同的运行控制过程数字孪生模型,以高压辊磨运行控制过程的3个运行指标实际值作为云数字孪生模型和边数字孪生模型的输入,该模型输出的3个设定值和高压辊磨运行控制过程的3个回路的实际值如图8所示。

使用20000组数据的控制回路实际设定值与云数字孪生模型与边数字孪生模型的输出设定值,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(结果如表1所示),即

$$MAE = \frac{1}{\bar{N}} \sum_{k=1}^{\bar{N}} |\hat{y}_i^*(k) - y_i^*(k)|, \quad i = 1, 2, 3; \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{\bar{N}} \sum_{k=1}^{\bar{N}} [\hat{y}_i^*(k) - y_i^*(k)]^2}, \quad i = 1, 2, 3. \quad (14)$$

其中: $\bar{N} = 20000$, $y_i^*(k)$ 为控制回路实际设定值, $\hat{y}_i^*(k)$ 为模型输出设定值。

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
$y_1^*(k)$	9.2788×10^{-3}	0.1911×10^{-3}	9.5988×10^{-3}	0.1954×10^{-3}
$y_2^*(k)$	428.35×10^{-3}	393.51×10^{-3}	431.98×10^{-3}	376.93×10^{-3}
$y_3^*(k)$	11.422×10^{-3}	0.2469×10^{-3}	11.929×10^{-3}	0.2634×10^{-3}

采用边-运行控制过程数字孪生模型,并将式(10)中的运行指标实际值 $r_j(k)$ 用目标值 $r_j^*(k)$ 代替,得到高压辊磨3个控制回路设定值的智能控制模型,即

$$\hat{y}_i^*(k) = \sum_{j=1}^3 \hat{a}_{ij} r_j^*(k) + \sum_{l=1}^3 \hat{b}_{il} x_l(k) + \hat{v}_i(k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (15)$$

生产工艺规定控制目标为

$$r_1^* = 50, \quad r_2^* = 50, \quad r_3^* = 50. \quad (16)$$

其中: r_1^* 为动辊电流目标值, r_2^* 为定辊电流目标值, r_3^* 为返矿比目标值。目标区间范围为

$$\begin{aligned} 45 \text{ A} < r_1(k) < 55 \text{ A}, \\ 45 \text{ A} < r_2(k) < 55 \text{ A}, \\ 40\% < r_3 < 60\%. \end{aligned} \quad (17)$$

3.2.3 应用效果

端边云协同的高压辊磨运行控制智能系统结构

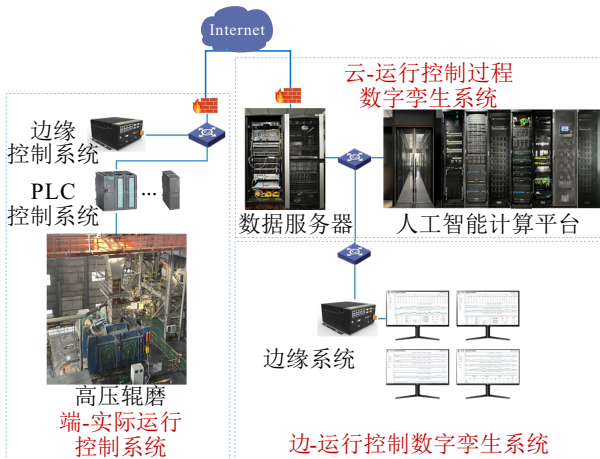
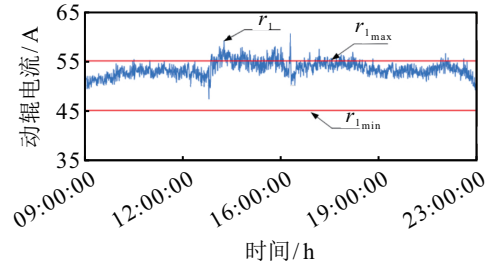


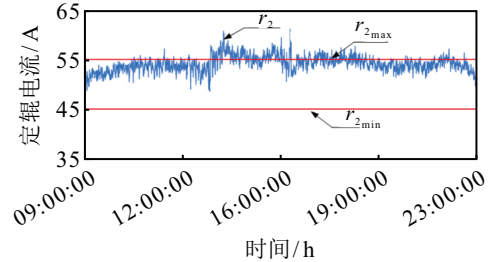
图9 端边云协同的高压辊磨运行控制智能系统结构

如图9所示。采用东土边缘通用控制器和MaVIEW软件作为边缘控制系统和边缘系统的软硬件平台,采用所提出智能运行控制算法,研发智能运行控制软件。

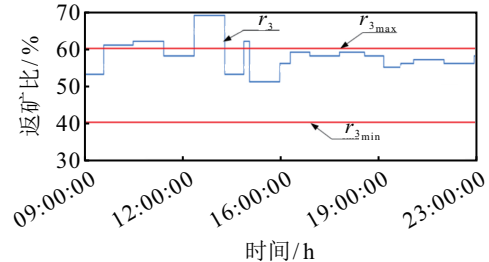
运行控制智能系统与人工运行控制的工业应用效果分别如图10和图11所示。



(a) 动辊电流 $r_1(k)$



(b) 定辊电流 $r_2(k)$



(c) 返矿比 $r_3(k)$

图10 人工运行控制的工业应用效果

采用如下均方误差(MSE)式(18)和误差绝对值积分(IAE)式(19)对人工运行控制和运行控制智能

系统的控制性能进行评价(结果如表2所示):

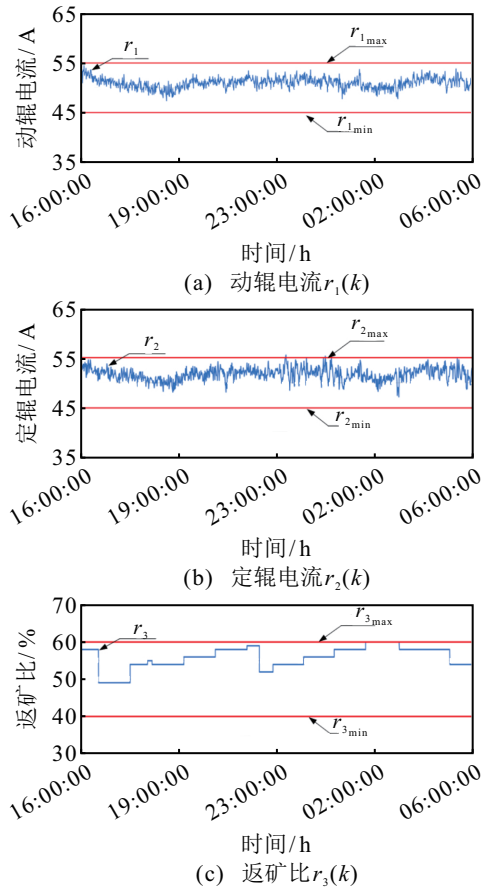


图 11 运行控制智能系统的工业应用效果

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [e_i(k)]^2, \quad i = 1, 2, 3; \quad (18)$$

$$IAE = \sum_{k=1}^N |e_i(k)|, \quad i = 1, 2, 3. \quad (19)$$

其中 $e_i(k)$ 为运行指标目标值与测量值的误差.

表 2 人工运行控制和运行控制智能系统性能评价表

	MSE		
	$e_1(k)$	$e_2(k)$	$e_3(k)$
人工运行控制	13.671 1	19.416 5	0.008 378
运行控制智能系统	2.120 7	4.495 3	0.004 306
	IAE		
	$e_1(k)$	$e_2(k)$	$e_3(k)$
人工运行控制	6 759.4	8 206.4	669
运行控制智能系统	1 248.9	1 869.1	486

由图10、图11和表2可见,运行控制智能系统与人工运行控制相比,显著降低了动定辊电流和返矿比与目标值的误差,并将动定辊电流和返矿比控制在目标值范围内,辊磨效率提高了4.5%,辊磨电耗降低了约13.4%.

4 结论

本文提出了由端-实际运行控制系统、边-运行控制过程数字孪生模型和设定值智能控制模型组成的控制系统设定值智能控制系统和云-运行控制过程数字孪生系统组成的工业过程运行控制智能系统;提出了系统辨识与深度学习相结合的运行控制过程数字孪生系统建模方法和边-云协同的控制系统设定值智能控制方法.将工业互联网与过程控制系统相结合,研制了运行控制智能系统,并在选矿关键设备——高压辊磨中成功应用,取得了显著效果.为了使得运行控制系统具有自适应、自学习以及自优化的最优稳态和动态性能,需要开展运行控制系统智能化方向的研究,包括:复杂工业动态系统的数字孪生智能建模方法;异构工业大数据驱动的复杂工况的感知和识别智能算法;数字孪生驱动的智能运行优化控制方法;人机互动和协作的复杂工业过程智能优化决策与控制一体化;工业智能算法的端边云协同实现技术.

参考文献(References)

- [1] Biegler L T. New directions for nonlinear process optimization[J]. Current Opinion in Chemical Engineering, 2018, 21: 32-40.
- [2] Khong S Z, Nešić D, Tan Y, et al. Unified frameworks for sampled-data extremum seeking control: Global optimisation and multi-unit systems[J]. Automatica, 2013, 49(9): 2720-2733.
- [3] Bischoff K B, Denn M M, Seinfeld J H, et al. Advances in chemical engineering[M]. San Diego: Academic Press, 2001: 1-216.
- [4] Engell S. Feedback control for optimal process operation[J]. Journal of Process Control, 2007, 17(3): 203-219.
- [5] 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制[J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1744-1757. (Chai T Y. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1744-1757.)
- [6] Krishnamoorthy D, Skogestad S. Real-time optimization as a feedback control problem — A review[J]. Computers & Chemical Engineering, 2022, 161: 107723.
- [7] Findeisen W, Bailey F N, Brdyš M, et al. Control and coordination in hierarchical systems[M]. John Wiley & Sons, 1980: 1-467.
- [8] Marlin T E, Hrymak A N. Real-time operations optimization of continuous processes[C]. AIChE Symposium Series. New York, 1997: 156-164.
- [9] Adetola V, Guay M. Integration of real-time optimization and model predictive control[J]. Journal of Process Control, 2010, 20(2): 125-133.
- [10] Nath R, Alzein Z. On-line dynamic optimization of

- olefins plants[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2000, 24(2/3/4/5/6/7): 533-538.
- [11] Hartmann J C M. Distinguish between scheduling and planning models[J]. *Hydrocarbon Processing*, 1998, 77(7): 93-100.
- [12] Valluru J, Purohit J L, Patwardhan S C, et al. Adaptive optimizing control of an ideal reactive distillation column[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, 48(8): 489-494.
- [13] Krishnamoorthy D, Foss B, Skogestad S. Steady-state real-time optimization using transient measurements[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, 115: 34-45.
- [14] Matias J O A, Le Roux G A C. Real-time optimization with persistent parameter adaptation using online parameter estimation[J]. *Journal of Process Control*, 2018, 68: 195-204.
- [15] Matias J, Oliveira J P C, Le Roux G A C, et al. Steady-state real-time optimization using transient measurements on an experimental rig[J]. *Journal of Process Control*, 2022, 115: 181-196.
- [16] Bartusiak R D. NLMPC: A platform for optimal control of feed-or product-flexible manufacturing[M]. *Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control*. Heidelberg: Springer, 2007: 367-381.
- [17] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(7): 733-764.
- [18] Morari M, Arkun Y, Stephanopoulos G. Studies in the synthesis of control structures for chemical processes: Part I: Formulation of the problem. Process decomposition and the classification of the control tasks. Analysis of the optimizing control structures[J]. *AIChE Journal*, 1980, 26(2): 220-232.
- [19] Chachuat B, Srinivasan B, Bonvin D. Adaptation strategies for real-time optimization[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2009, 33(10): 1557-1567.
- [20] Srinivasan B, Bonvin D. 110th anniversary: A feature-based analysis of static real-time optimization schemes[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2019, 58(31): 14227-14238.
- [21] Yang C H, Gui W H, Kong L S, et al. A two-stage intelligent optimization system for the raw slurry preparing process of alumina sintering production[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2009, 22(4/5): 786-795.
- [22] Wu M, Xu C H, She J H, et al. Intelligent integrated optimization and control system for lead-zinc sintering process[J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17(2): 280-290.
- [23] Yan H, Wang F L, Yan G G, et al. Hybrid approach integrating case-based reasoning and Bayesian network for operational adjustment in industrial flotation process[J]. *Journal of Process Control*, 2021, 103: 34-47.
- [24] Hadizadeh M, Farzanegan A, Noaparast M. A plant-scale validated Matlab-based fuzzy expert system to control SAG mill circuits[J]. *Journal of Process Control*, 2018, 70: 1-11.
- [25] Ziolkowski L, Le Roux J D, Craig I K. Extremum seeking control for optimization of an open-loop grinding mill using grind curves[J]. *Journal of Process Control*, 2022, 114: 54-70.
- [26] 陈龙, 韩中洋, 赵璐, 等. 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 283-294.
(Chen L, Han Z Y, Zhao J, et al. Review of research of data-driven methods on operational optimization of integrated energy systems[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 283-294.)
- [27] 白锐, 柴天佑, 佟绍成. 从数据中提取生料浆配料过程运行控制的模糊规则[J]. *控制与决策*, 2010, 25(7): 1015-1020.
(Bai R, Chai T Y, Tong S C. Fuzzy rules extraction from process data for operation control of the raw slurry blending process[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(7): 1015-1020.)
- [28] Chai T Y, Qin S J, Wang H. Optimal operational control for complex industrial processes[J]. *Annual Reviews in Control*, 2014, 38(1): 81-92.
- [29] Chai T Y, Ding J L, Wu F H. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process[J]. *Control Engineering Practice*, 2011, 19(3): 264-275.
- [30] Zhou P, Chai T Y, Sun J. Intelligence-based supervisory control for optimal operation of a DCS-controlled grinding system[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, 21(1): 162-175.
- [31] Wu Z W, Wu Y J, Chai T Y, et al. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(3): 1703-1715.
- [32] Zhou P, Zhang R Y, Xie J, et al. Data-driven monitoring and diagnosing of abnormal furnace conditions in blast furnace ironmaking: An integrated PCA-ICA method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(1): 622-631.
- [33] Darby M L, Nikolaou M, Jones J, et al. RTO: An overview and assessment of current practice[J]. *Journal of Process Control*, 2011, 21(6): 874-884.
- [34] Krishnamoorthy D, Jahanshahi E, Skogestad S. A feedback real-time optimization strategy applied to an evaporator process[EB/OL]. [2023-03-06]. https://folk.ntnu.no/skoge/publications/2019/krishnamoorthy-feedback-RTO_PSE-Asia-2019/original-submitted/manuscript.pdf.
- [35] Kelly J D, Hedengren J D. A steady-state detection (SSD) algorithm to detect non-stationary drifts in processes[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(3): 326-331.
- [36] Shook D. Best practices improve control system performance[J]. *Oil & Gas Journal*, 2006, 104(38): 52-54.
- [37] Forbes M G, Patwardhan R S, Hamadah H, et al.

- Model predictive control in industry: Challenges and opportunities[J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 48(8): 531-538.
- [38] Gill H. Cyber-physical systems[EB/OL]. (2009-02-27) [2023-03-06]. <http://www.nsf.gov/pubs/2008/nsf08611/nsf08611.pdf>.
- [39] Stone P, Brooks R, Brynjolfsson E, et al. Artificial intelligence and life in 2030: The one hundred year study on artificial intelligence[J/OL]. 2022, arXiv: 2211.06318.
- [40] Mao W L, Zhao Z W, Chang Z, et al. Energy-efficient industrial internet of things: Overview and open issues[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7225-7237.
- [41] 柴天佑, 丁进良. 流程工业智能优化制造[J]. 中国工程科学, 2018, 20(4): 51-58.
(Chai T Y, Ding J L. Smart and optimal manufacturing for process industry[J]. Strategic Study of CAE, 2018, 20(4): 51-58.)
- [42] 柴天佑, 刘强, 丁进良, 等. 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[J]. 中国科学: 技术科学, 2022, 52(1): 14-25.
(Chai T Y, Liu Q, Ding J L, et al. Perspectives on industrial-internet-driven intelligent optimized manufacturing mode for process industries[J]. Scientia Sinica: Technologica, 2022, 52(1): 14-25.)
- [43] 柴天佑, 周正, 郑锐, 等. 端边云协同的PID整定智能系统[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 514-527.
(Chai T Y, Zhou Z, Zheng R, et al. PID tuning intelligent system based on end-edge-cloud collaboration[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(3): 514-527.)
- [44] Chai T Y, Zhang J W, Yang T. Demand forecasting of the fused magnesia smelting process with system identification and deep learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(12): 8387-8396.
- [45] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

作者简介

柴天佑(1947—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事自适应控制、智能解耦控制、流程工业综合自动化与智能化系统理论、方法与技术等研究, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn;

程思宇(1995—), 男, 博士生, 从事智能运行控制技术、决策与控制一体化智能系统技术等研究, E-mail: 2010261@stu.neu.edu.cn;

李平(1967—), 男, 从事工业互联网网络芯片、工业操作系统、工业控制工具软件等工业互联网底层技术等研究, E-mail: liping@kyland.com;

贾瑶(1986—), 男, 讲师, 博士, 从事智能运行控制技术、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等研究, E-mail: jiayao@mail.neu.edu.cn;

郑锐(1997—), 男, 博士生, 从事智能控制技术、决策与控制一体化智能系统技术等研究, E-mail: 2010263@stu.neu.edu.cn.



特邀专家 柴天佑, 中国工程院院士, 控制理论与控制工程专家, IEEE Life Fellow, IFAC Fellow. 现任东北大学学术委员会主任(2011~), 《自动化学报》主编, 流程工业综合自动化国家重点实验室主任, 国家冶金自动化工程技术研究中心主任. 长期从事复杂工业过程控制、优化和综合自动化与智能化的基础研究与工程技术研究. 发表 IFAC 会刊和 IEEE 汇刊论文共计 210 余篇, 其中 1 篇论文获国际控制技术顶级期刊 IFAC 杂志 Control Engineering Practice 2011-2013 最佳论文奖. 应邀在美国、英国、加拿大、日本等国举行的 IFAC、IEEE 国际会议上作大会特邀报告 30 余次. 以第 1 完成人获国家自然科学基金、国家技术发明、国家科技进步二等奖共 5 项. 2007 年在 IEEE 系统与控制联合会议上被授予控制研究杰出工业成就奖, 2017 年获亚洲控制协会 Wook Hyun Kwon 教育奖.

专家寄语 东大百年华诞, 成绩斐然. 控制学科连续两轮入选“双一流”建设学科行列, 流程工业综合自动化国家重点实验室顺利完成重组. 百年征程, 东大砥砺前行. 继往开来, 祝福东大和控制学科开拓创新, 实现一流大学建设新突破.