



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng



Research
Smart Process Manufacturing toward Carbon Neutrality—Article

重大耗能设备低碳运行智能控制方法

柴天佑^{a,b,*}, 李明宇^{a,b}, 周正^{a,b}, 程思宇^{a,b}, 贾瑶^{a,b}, 吴志伟^{a,b}

^a State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China

^b National Engineering Technology Research Center for Metallurgical Industry Automation (Shenyang), Northeastern University, Shenyang 110819, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 31 August 2022

Revised 28 January 2023

Accepted 25 May 2023

Available online 1 August 2023

关键词

重大耗能设备

低碳运行

智能控制

端边云协同技术

摘要

本文在分析重大耗能设备运行专家的运行控制行为的基础上,将机理分析与深度学习相结合,控制、优化与预测相结合,决策与控制相集成,提出了使单吨能耗在目标范围内尽可能小的低碳运行智能控制方法。本方法由设定值控制、自优化校正、跟踪控制组成。采用工业互联网端边云协同技术,研制了低碳运行的智能控制系统,成功应用于电熔镁炉,取得了减少碳排放的显著效果。

©2023 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

2016年4月,全球应对气候变化的《巴黎协定》生效后,根据我国做出的承诺,2030年单位GDP二氧化碳排放强度要比2005年下降60%~65%。2021年,联合国欧洲经济委员会(UNECE)指出,燃煤发电每千瓦时的碳排放量高达751~1095 g [1]。《“十三五”节能环保产业发展规划》指出,提高能效对我国2030年二氧化碳排放强度下降目标的贡献为82%左右。因此,节约工业用电成为实现低碳工业的重要手段。

流程工业主要包括石化、钢铁、有色、建材、矿业等原材料工业和电力等能源工业。我国流程工业规模世界第一,是国家重要的基础支持产业,但能耗占全国能耗总量的一半以上。能耗主要集中在流程工业中的重大耗能设备,如冶金工业广泛采用的埋弧矿热炉:生产电熔镁砂的

电熔镁炉、生产金属硅的结晶硅炉、生产磷的黄磷炉等;选矿行业的磨选设备;生产金属铝的电解铝设备;钢铁工业生产合金钢的电弧炉;石化行业大量使用的大型裂解炉。工业炉总数在12万台以上,年耗能达2.6亿吨标准煤,占全国总能耗的25%,占工业总能耗的60% [2]。重大耗能设备是我国制造业的关键装备,其中,占我国工业能耗近70%的钢铁行业、有色冶金、石化行业、电力行业、机械行业等五大行业中普遍存在大量耗能设备[3]。

碳排放指在生产、运输、使用及回收某产品时所产生的温室气体排放。这类重大耗能设备产生碳排放的主要来源是生产产品所消耗的电能和排放的废物。因此,节能减排是实现低碳运行控制的关键。由于上述装备装入的原矿或原料是固定的,因此,重大耗能设备的低碳运行控制的关键是将装入的原矿或原料尽可能地转化为合格产品且使耗能尽可能少,也就是使单吨合格产品所消耗的能量(即

* Corresponding author.

E-mail address: tychai@mail.neu.edu.cn (T. Chai).

单吨能耗)尽可能小。因此,单吨能耗是衡量重大耗能设备运行状况的综合生产指标,即运行指标。实现重大耗能设备的节能是实现低碳运行控制的关键。

电弧炉是工业中广泛采用的一类重大耗能设备,其建模与控制受到广泛关注[4-5]。文献[4]提出电弧电流的预测控制,减少了电极短路引起的闪烁。文献[5]提出改变电弧炉电极速度和方向获得最大有功功率的电弧炉控制策略,仿真验证了所提方法的有效性。上述控制方法针对采用开弧方式的电弧炉,难以应用于动态特性频繁变化的埋弧电弧炉。当矿物资源熔化温度高时,采用埋弧方式,即将三相电极埋于原矿之中,通过控制电极形成电弧熔化原矿,边熔化边加料,消耗大量能源。埋弧炉广泛用于生产国家战略性矿产物质,如电熔镁炉、结晶硅炉、黄磷炉、铬铁炉以及冰铜炉等。其生产的电熔镁砂、金属硅、磷等在我国工业生产和国防安全中发挥重要作用。例如,电熔镁砂具有纯度高、熔点高、抗氧化、结构完整、绝缘性强等特性,主要用于生产各种性能优良的镁质耐火材料,镁及镁合金是用于生产我国战略性新兴产业重点产品的重要材料,广泛应用在航天、航空、国防、冶金等行业中。

实现上述重大耗能设备低碳运行控制面临下列挑战难题。①建模难。重大耗能设备将原矿和原料转化为合格产品的过程是物质流、信息流、能量流(三流)的交互过程,往往伴随着物理与化学反应过程,反应机理不清,动态特性随交互过程发生变化,其过程模型由不同时间尺度的运行层和控制层组成;动态模型随批次生产而变;运行指标(单吨能耗)难以在线测量。②运行控制难。被控对象具有强非线性、强耦合、强干扰、动态特性频繁变化等综合复杂性,单吨能耗优化决策与运行控制涉及全局非凸非平稳优化和生产全流程优化的科学难题[6-7]。因此重大耗能设备的低碳运行控制对建模、控制与优化理论及技术提出了挑战。

虽然工业过程的建模、控制和优化已取得一些成果[8-15],但由于重大耗能设备的综合复杂性,因此难以采用已有的建模、控制与优化方法实现重大耗能设备的运行优化控制[16]。因此,重大耗能设备采用人工运行控制方式。由于人的决策行为制约发展[17],人难以感知动态变化的运行工况,难以及时处理异构信息,决策与操作具有主观性和不一致性,人工运行控制方式是造成重大耗能设备高耗能的重要原因。

智能制造已成为公认的提升制造业整体竞争力的核心技术。以德国工业4.0为代表的智能制造的技术基础是信息物理融合系统(CPS)。CPS是指将计算资源与物理资源紧密融合与协同,使得系统的适应性、自治力、效率、功能、可靠性、安全性和可用性远超过今天的系统

[18]。CPS为实现重大耗能设备的低碳运行控制提供了新的研究思路。

人工智能技术的发展为实现重大耗能设备的低碳运行控制提供了新的技术基础。人工智能不是单一技术,而是应用于特定任务的技术集合[19]。虽然对人工智能的界定并不明确且随时间推移不断变化,但人工智能的研究和应用多年来始终秉持一个核心目标,即,使人的智能行为实现自动化或复制[20]。机器智能系统在企业、政府和全球居民的日常生活中占据越来越重要的地位[21]。人工智能系统开发者普遍认识到,机器学习将对工业产生广泛影响[22]。通过更可靠的需求预测、更高的运营和供应链的灵活性以及更好地预测制造操作变化影响,人工智能能够加速提高生产能力[23]。2018年5月,美国白宫举行“美国工业人工智能峰会”,发表声明:重点发展具有高影响、面向特定领域的AI。根据峰会,人工智能在赋予美国工人权力、推动美国工业增长、改善美国人民生活方面具有巨大潜力[24]。美国科学基金会关于“美国工业人工智能”发表声明:人工智能正在使美国工业的各个环节产生变革,它使农业更加精确和高效,提供拯救生命的新医疗诊断方法,为自动运输与先进制造创造新的希望[25]。中华人民共和国国务院发布的《新一代人工智能发展规划》强调了人工智能技术与制造业深度融合的发展方向[26]。然而,“人工智能发展到深度学习没有考虑如何应用于制造过程”,“多尺度、多源信息获取、预报模型和资源计划决策与控制过程集成是智能制造中的挑战难题”[27]。因此,将人工智能、工业自动化与信息化技术和重大耗能设备紧密融合及协同研发运行控制智能系统,为实现重大耗能设备的低碳运行控制开辟了新的途径。

随着以5G为代表的移动互联网、边缘计算、云计算和云平台软件的发展,催生了工业互联网。工业互联网为获取工业大数据,工业互联网的端边云协同技术为实现大数据驱动的工业人工智能算法,实现重大耗能设备低碳智能运行创造了条件[28]。本文将控制、优化与预测相结合,系统辨识与自适应深度学习相结合,决策与控制相集成,提出了由设定值控制、自优化校正、设定值跟踪控制组成的重大耗能设备低碳运行智能控制方法,研制了端边云协同的低碳运行智能控制系统,成功应用于电熔镁炉,取得了减少碳排放的显著效果。

2. 重大耗能设备低碳运行控制问题描述

2.1. 重大耗能设备运行控制现状

重大耗能设备如典型的埋弧炉,以原矿为原料,采用

埋弧方式，通过电流控制系统控制三相电极形成电弧，产生熔化电流，熔化原矿形成熔池，边熔化边加料，当熔池的液面升高到炉顶，加工结束。炉内的运行状况难以观测，难以建立三流交互过程的动态模型。埋弧炉采用批次生产方式，每完成一炉次的生产需数小时，下一炉次的原矿成分、操作（加料、熔化、排气）和设备状况等生产条件会发生随机变化。因此，难以建立不同炉次的单吨能耗动态模型，运行指标（单吨能耗）不能在线测量，直到加工结束后才能通过化验计算获得。因此，其运行采用如图1所示的人工运行控制方式。图中知识工作者包括企业管理者和工艺工程师。企业管理者通过信息系统获得生产数据，结合经验和知识决策单吨能耗目标值范围；工艺工程师通过监控系统和过程控制系统获得的工况数据，根据单吨能耗的目标值范围，结合经验和知识决策熔化电流的区间；操作人员通过控制系统获得工况数据，结合在现场感知埋弧炉的运行状况信息来判断运行工况，决策熔化电流设定值，由监控系统下达给电流控制系统，电流控制系统控制三相电极电流使其跟踪熔化电流设定值。由于被控对象具有强非线性、强耦合、强干扰、动态特性随熔化过程的变化而变化等综合复杂性，导致PID控制系统难以很好地跟踪设定值，跟踪误差大而波动，难以实现重大耗能设备的低碳运行，造成单吨能耗高，甚至出现异常和故障工况。

2.2. 重大耗能设备低碳运行控制问题描述

运行控制目标如下：

$$\min(r(T)), r_{\min} < r(T) < r_{\max} \quad (1)$$

式中， $r(T)$ 表示单吨能耗； T 表示生产结束时间； r_{\max} 和 r_{\min} 分别为单吨能耗目标范围的上限和下限。

运行控制动态模型由运行层动态模型和控制层动态模型组成。运行层的动态模型为

$$\dot{r}(T) = g(r(T), y(t), d_r(t)) \quad (2)$$

控制层的动态模型为

$$\dot{y}(t) = f(y(t), u(t), d_y(t)) \quad (3)$$

式中， $g(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 是未知的非线性函数；未知干扰 d_r 和 d_y 表示生产条件、原料等随机变化； $y(t)$ 和 $u(t)$ 是控制层动态模型的输出和输入。

运行优化控制律包括控制系统的最优设定值 $\bar{y}(t)$ 的决策和控制律 $u(t) = p(\bar{y}(t) - y(t)) = pe(t)$ ，其中， $e(t)$ 为跟踪误差， p 表示控制律，具有好的动态性能，即保证在整个运行时间内跟踪误差和控制输入的波动在目标范围内，即

$$|e(t)| < \delta_1, |u(t)| \leq \delta_2 \quad 0 < t \leq T \quad (4)$$

式中， δ_1 和 δ_2 分别是跟踪误差和控制输入波动的目标区间上限。

低碳运行控制具有如下挑战难题。运行过程具有综合复杂性，其运行层与控制层具有不同的时间尺度，强非线性，机理复杂，因果关系不清，难以建立数学模型，运行指标（单吨能耗）难以在线测量。被控过程受到频繁未知干扰，始终处于动态变化之中，控制系统设定值随重大耗能设备的优化运行频繁改变，使控制器的积分作用失效。此外，控制系统必须具有良好的动态性能，即在整个运行时间内跟踪误差必须控制在目标范围内。重大耗能设备运行优化控制问题是具有多冲突目标的动态系统优化控制，难以采用已有的控制和优化方法[10,15]。

2.3. 低碳运行智能控制方法

针对实现低碳运行控制目标[式(1)]的跟踪控制优化设定值 $\bar{y}(t)$ 决策难的问题，结合图1，在分析设备运行专家在重大耗能设备的运行控制行为的基础上，将控制与优化和预测相结合，提出由跟踪控制预设模型、单吨能

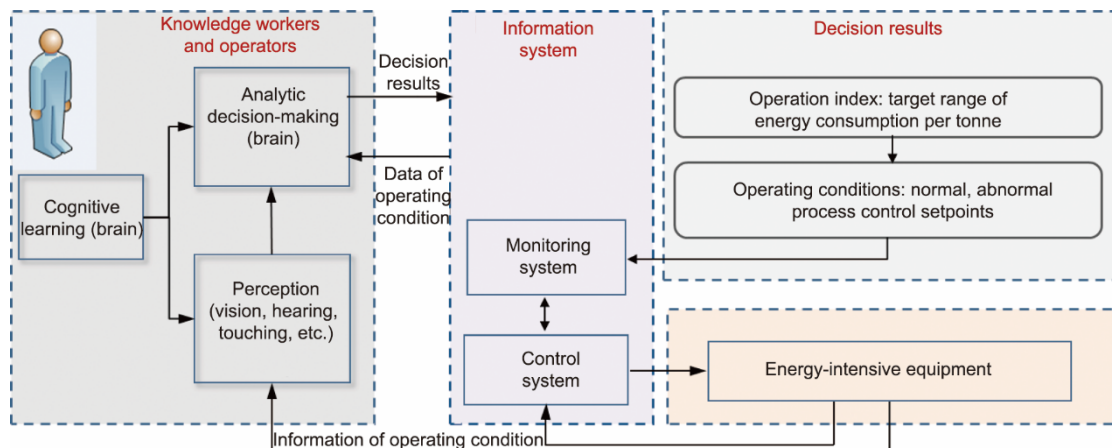


图1. 重大耗能设备运行控制结构。

耗预报模型、前馈补偿器和反馈补偿器组成的设定值控制。针对单吨能耗在线检测难的问题,将机理分析与深度学习相结合,提出了工业大数据驱动的单吨能耗预报模型。由于基于埋弧方式的重大耗能设备的动态特性随加料与熔化过程的变化而变化,导致跟踪控制设定值不适合,为此提出由运行工况识别和自校正补偿器组成的自优化校正。被控过程动态特性的频繁变化导致反馈控制的积分作用失效,难以在所有运行时间内将跟踪误差控制在目标值范围内。为了使跟踪控制具有好的控制性能,即满足约束方程(4),将PID与数据驱动的信号补偿相结合,提出信号补偿法驱动的设定值跟踪控制。为了实现重大耗能设备低碳运行控制,需要将跟踪控制优化设定值的决策与跟踪优化设定值的控制相集成,为此将设定值控制、自优化校正和设定值跟踪控制按图2所示的方式构成决策与控制一体化的耗能设备低碳运行智能控制方法。

设定值控制以单吨能耗指标 $r(k)$ 在目标范围内,即 $[r_{\max}, r_{\min}]$,并尽可能小为目标,产生设定值跟踪控制的设定值 $\tilde{y}(k)$ 。自优化校正实时识别运行工况,当发现非优运行工况时,产生设定值的校正值 $\Delta\tilde{y}(k)$,自适应校正跟踪控制的设定值,即 $\bar{y}(k) = \tilde{y}(k) + \Delta\tilde{y}(k)$,避免异常工况发生,使耗能设备运行在最优工况。设定值跟踪控制使被控过程的输出 $y(k)$ 很好地跟踪设定值,将跟踪误差 $e(k)$,即 $e(k) = y(k) - \bar{y}(k)$,控制在目标范围内波动。

设定值控制结构如图3所示,由跟踪控制预设模型、单吨能耗预报模型、前馈补偿器和反馈补偿器组成,跟踪控制预设模型根据单吨能耗的目标范围 $[r_{\max}, r_{\min}]$ 和目标值 r^* 产生跟踪控制的预设值 $y_p(k)$ 。单吨能耗预报模型以 $y_p(k)$ 为输入,产生单吨能耗预报值 $\bar{r}(T)$,前馈补偿器根据单吨能耗预报值与单吨能耗目标值的误差 $\Delta\bar{r}(T)$ 产生前馈补偿值 $\Delta y_F(k)$,由 $\bar{y}_F(k) = y_p(k) + \Delta y_F(k)$ 得到校正后的跟踪控制设定值 $\bar{y}_F(k)$ 。反馈补偿器根据单吨能耗的实际值 $r(T)$,与单吨能耗目标值 r^* 的误差 $\Delta r_B(T)$,产生反馈补偿值 $\Delta y_B(k)$,由 $\bar{y}(k) = \bar{y}_F(k) + \Delta y_B(k)$ 产生跟踪控

制的设定值,跟踪控制使被控过程输出 $y(k)$ 跟踪设定值 $\bar{y}(k)$ 。其中,跟踪控制预设模型,前馈补偿器和反馈补偿器可采用案例推理或规则推理等方法设计[10]。

单吨能耗预报模型的结构如图4所示,由基于机理分析的主模型和基于自适应深度学习[29]的补偿模型组成。其中自适应深度学习补偿模型由在线深度学习补偿模型、自校正深度学习补偿模型和自校正机制组成。基于机理分析的主模型以跟踪控制预设值 $y_p(k)$ 为输入,产生单吨能耗的预报 $\hat{r}(T)$,基于自适应深度学习的补偿模型采用影响单吨能耗的所有变量的大数据,以主模型的预报误差 $\Delta r(T)$,即 $\Delta r(T) = r(T) - \hat{r}(T)$ 为标记,采用自适应学习方法可获得主模型预报误差 $\Delta r(T)$ 的估计值 $\Delta\hat{r}(T)$,由 $\bar{r}(T) = \hat{r}(T) + \Delta\hat{r}(T)$ 可得单吨能耗的预报值。

设定值跟踪控制的结构如图5所示。为了实现重大耗能设备的优化运行,必须将设定值 $y_{sp}(k)$ 与被控过程输出 $y(k)$ 之间的跟踪误差 $e(k)$ 在整个运行时间内控制在目标范围内。因此,跟踪控制器必须具有良好的动态性能。由于被控过程模型参数是未知非线性函数,且受到未知频繁随机干扰,使被控过程始终处于动态变化之中,加上设定值随耗能设备优化运行而频繁变化,导致PID控制器的积分作用失效。由于重大耗能设备在工作点附近运行,所以可以用低阶线性模型和未知高阶非线性项来描述重大耗能设备的动态模型。未知高阶非线性项由可以精确求取的前一时刻未知非线性项及其变化率来表示。采用低阶线性模型设计PID控制器。使用控制器 $u(k)$ 和控制器驱动模型获得输出 $y^*(k)$,采用被控过程输出 $y(k)$,获得前一时刻未知非线性项 $v(k-1)$,设计 $v(k-1)$ 的补偿器 $u_2(k)$ 。虽然 $\Delta v(k)$ 未知,但是可以获得 $\Delta v(k)$ 产生的跟踪误差 $e(k)$,设计尽可能消除 $e(k)$ 的 $\Delta v(k)$ 补偿器 $u_3(k)$,从而得到信号补偿法驱动的PID控制器 $u(k) = u_1(k) + u_2(k) + u_3(k)$ 。对于具有未知变化参数且受到未知频繁变化的干扰的被控过程,基于观测器的抗干扰控制与适应控制都存在估计误差,导致跟踪误差超出目标范围,信号补偿法驱动的跟踪控制具有鲁棒

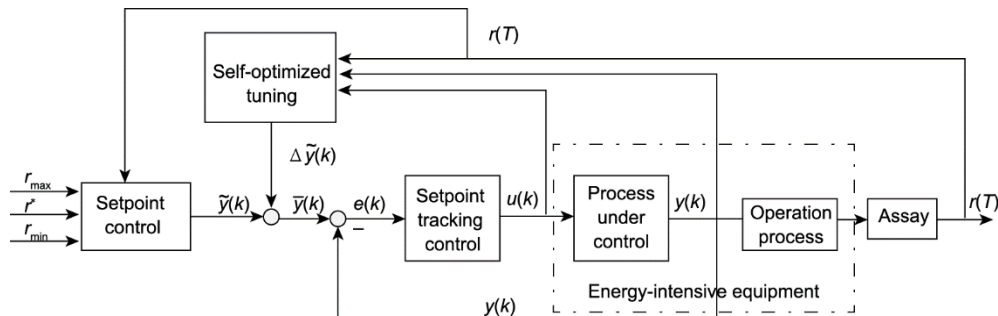


图2. 低碳运行智能控制结构。

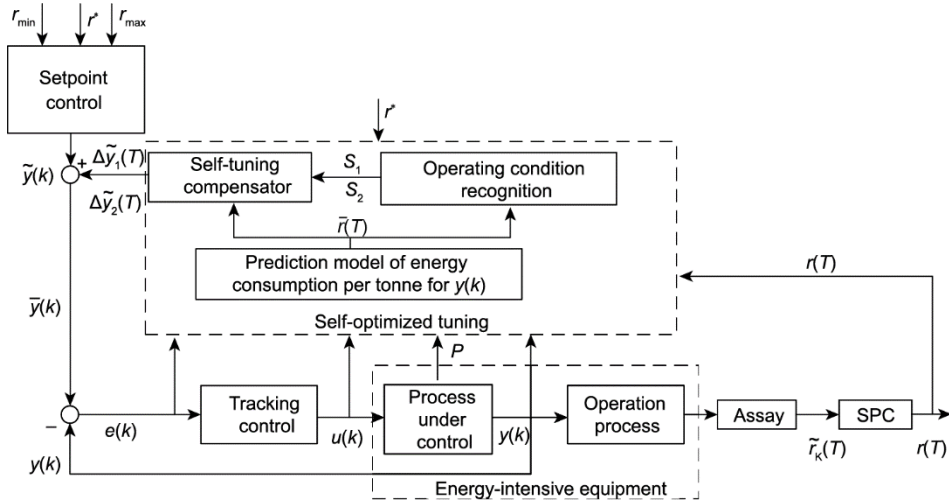


图6. 自优化校正结构。SPC：统计过程控制。

算平台采用当前时刻和以前时刻的工业大数据和设定值，控制和自优化校正中的自校正深度学习补偿模型和自校正机制，校正单吨能耗在线深度学习补偿模型的权值参数和偏置参数，从而保证单吨能耗预报的精度。

3. 工业应用

所提出的低碳运行智能控制方法成功应用于如图7所示的某电熔镁砂生产企业的重大耗能设备——电熔镁炉。电熔镁炉的参数如表1所示。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 $3000\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，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，边熔化边加料，直到熔池液面达到炉子顶部，生产结束，一般需10 h。每炉次生产平均消耗电能 $4000\text{ kW}\cdot\text{h}$ 。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，单吨能耗无法在线测量，难以建立单吨能耗与熔化电流之间的动态模型。熔化电流的动态模型参数是随熔池阻抗、熔池高度等变化的非线性函数，三相电极电流相互影响，其动态特性始终处于动态变化之中，因此难以采用已有的运行优化与控制方法，处于如图8所示的人工运行控制。当加料及原矿成分发生变化时，工程师和操作人员难以及时准确地决策熔化电流的设定值和控制输入，不仅造成能耗高，甚至导致异常工况。

实现电熔镁炉低碳运行的关键是将每一炉次的单吨能耗控制在目标范围内 $[r_{\max}, r_{\min}]$ 并使之尽可能小，即

$$\min(r(s)), r_{\min} < r(s) < r_{\max} \quad (5)$$

式中， $r(s)$ 表示单吨能耗， s 表示炉次， $s=1, \dots, n$ 。 $s=1$ 时，



图7. 重大耗能设备——电熔镁炉。

表1 电熔镁炉参数

Item	Parameter
Electrode diameter	350 mm
Electrode length	1500 mm
Furnace body diameter	2.5 m
Drive motor rated power	7.5 kW
Drive motor rated voltage	380 V
Drive motor rated speed	$960\text{ r}\cdot\text{min}^{-1}$
Melting voltage	100–200 V
Melting time	10 h
Design production capacity	18 t
Minimum yield	15 t
Maximum energy consumption per tonne	$2650\text{ kW}\cdot\text{h}$

表示一炉次的生产时间 T 。

装入电熔镁炉的菱镁矿是固定的，只要将其熔化电流和功率控制在目标值范围内，可将菱镁矿转化为电熔镁

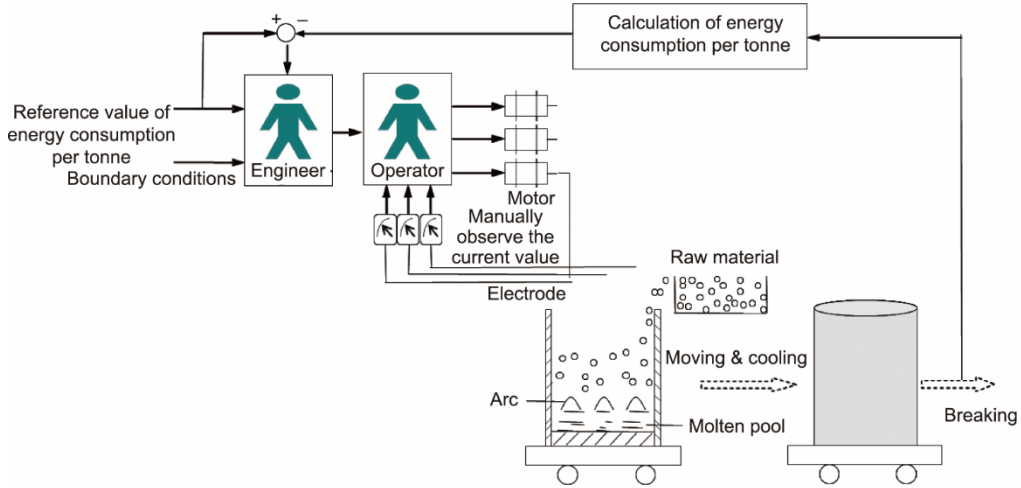


图8. 重大耗能设备人工运行控制。

砂。因此，运行控制目标[公式 (5)]可表示为

$$\begin{aligned} & \min (p(k)) \\ & p_{\min} < p(k) < p_{\max} \\ & y_{\min} < y_i(k) < y_{\max} \\ & u_{\min} < u_i(k) < u_{\max} \\ & 0 < k \leq T, i = 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (6)$$

式中， $p(k)$ 表示功率； p_{\max} 和 p_{\min} 为功率目标范围的上、下界； y_i 和 u_i 表示第*i*相电极电流和控制输入； y_{\max} 和 y_{\min} 为熔化电流目标范围的上、下界； u_{\max} 和 u_{\min} 是控制输入波动的上、下界。

采用本文提出的方法设计了如图9所示的由熔化电流

设定控制、跟踪控制与自优化校正组成的电熔镁炉低碳运行智能控制方法。

其中，熔化电流设定控制如图10所示，由基于案例推理的预设模型、系统辨识和自适应深度学习的功率预报和基于规则推理的前馈补偿器组成。

熔化电流跟踪控制如图11所示，采用基于信号补偿法的自适应PID控制。采用文献[30]的方法设计熔化电流信号补偿自适应PID跟踪控制。

自优化校正如图12所示由基于三相电极电流 $y_i(k)$ 的功率预报模型、基于数据驱动的工况识别和规则推理驱动自校正补偿器组成。采用文献[31]的方法设计工况识别

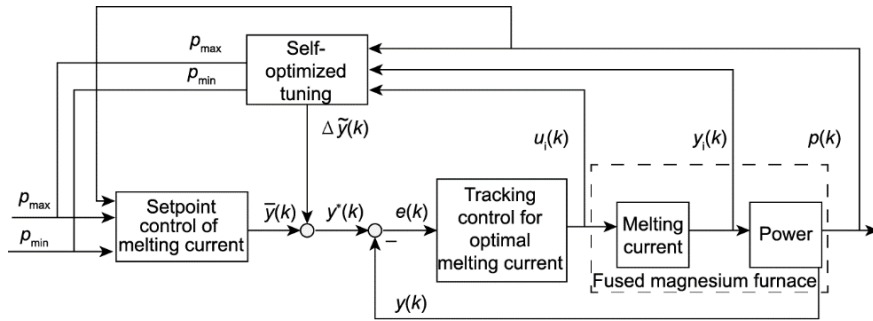


图9. 电熔镁炉低碳运行智能控制方法。

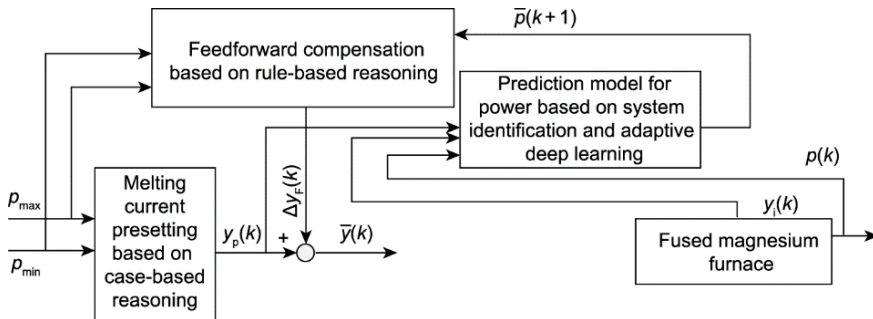


图10. 熔化电流设定控制结构。

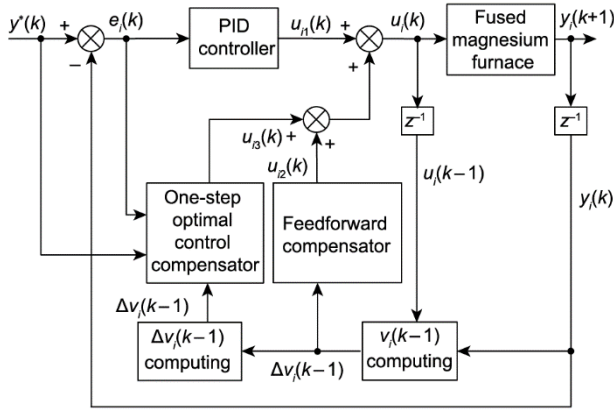


图 11. 基于信号补偿法的自适应PID控制方法。

与自校正补偿器。

功率预报模型如图 13 所示，由线性模型和未知非线性系统自适应深度学习模型组成。

采用文献[29]的方法设计功率预报模型。利用熔化电流跟踪控制闭环系统可以建立功率的预报模型：

$$p(k+1) = \theta\phi(k) + \bar{v}(k+1) \quad (7)$$

式中， $\theta = [a_1, a_2, a_3, b_1, b_2, b_3]$ ， $\phi(k) = [y(k), y(k-1), y(k-2), y^*(k), y^*(k-1), y^*(k-2)]^T$ ，其中， $y(k)$ 为三相电极电流 $y_i(k)$ 之和，即 $y(k) = \sum_{i=1}^3 y_i(k)$ ， $y^*(k)$ 为熔化电流设定值， $\bar{v}(k+1)$ 为未知非线性函数。

采用最小二乘算法离线辨识模型参数向量 θ ，得出其估计值 $\hat{\theta}$ 。于是式 (7) 可表示为

$$p(k+1) = \hat{\theta}\phi(k) + v(k+1) \quad (8)$$

式中， $v(k+1) = (\theta - \hat{\theta})\phi(k) + \bar{v}(k+1)$ ， $v(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, y^*(k), y^*(k-1), \dots)$ 。 $v(k+1)$ 是模型结构与系统阶次未知的非线性动态系统。采用文献[29]的方法可以建立由在线深度学习预报模型、自校正深度学习模型和自校正机制组成的 $v(k+1)$ 的预报模型。其中，在线深度学习预报模型和自校正深度学习模型采用相同的长短周期记忆 (LSTM) [32] 网络架构。由于 $v(k+1)$ 是一个模型结构与系统阶次未知的非线性系统，由式 (8) 可知，其输入变量为三相电极电流之和 $y(k)$ 及熔化电流设定值 $y^*(k)$ ，因此将

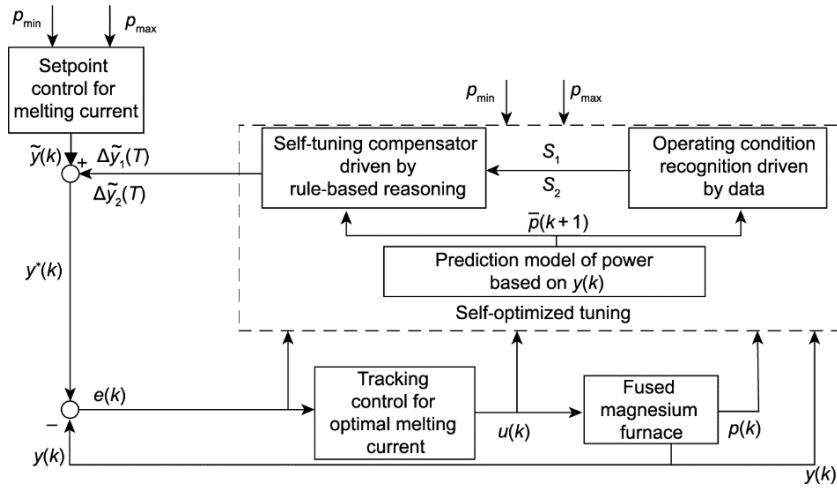


图 12. 自优化校正结构。

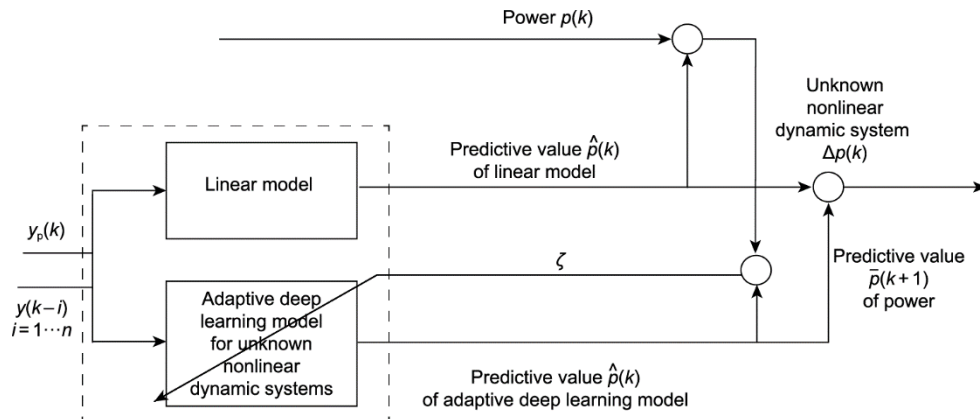


图 13. 功率预报模型结构。

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 $v(k+1)$ 的系统结构和阶次未知，但采用文献[29]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。利用30 000组功率和熔化电流数据离线训练 $v(k+1)$ 的深度学习模型结构，确定神经元个数 $n=10$ ，神经元的节点数 $h=160$ ，网络层数 $L=3$ ，在线训练数据窗口长度 $N=1550$ 。采用图14所示的端边云协同结构实现功率智能预报算法。

熔化电流设定值控制的功率预报模型将式(8)中的 $y^*(k)$ 用预设模型产生的预设值 $y_p(k)$ 取代，产生的功率预报值 $\bar{p}(k+1)$ 用于前馈补偿器，使 $\bar{p}(k+1)$ 在目标范围 $[p_{\max}, p_{\min}]$ 内尽可能小，产生熔化电流设定值 $y^*(k)$ 。自优化校正的功率预报模型将式(8)中的 $y(k)$ 用当前三相电极电流之和 $\sum_{i=1}^3 y_i(k)$ 取代，产生的功率预报值 $\bar{p}(k+1)$ 用于工况识别和规则推理驱动的自校正补偿，消除异常工况，使 $\bar{p}(k+1)$ 在目标范围内尽可能小，校正熔化电流设定值。

采用图15所示的端边云协同运行控制系统实现电熔镁炉低碳运行智能控制算法。人工设定和控制熔化电流与本文方法的熔化电流设定控制和电流跟踪控制效果对比见图16和表2。人工运行控制的熔化电流设定值不变，而本文方法为使单吨能耗在目标范围内尽可能小而改变熔化电流设定值。本文方法与人工运行控制相比，三相电极电流与熔化电流设定值的跟踪误差明显减小。跟踪误差的绝对值积分（IAE）和均方误差（MSE）分别减少36.3%、22.5%、39.7%和39.9%、24.7%、37.3%。单吨能耗降低8.82%，优质产品产出率提高3.65%，电极消耗降低3.73%，CO₂排放降低8.82%。

4. 结论

本文提出的端边云协同的重大耗能设备低碳运行智能控制方法由设定值控制、自优化校正和跟踪控制组成。设定值控制由跟踪控制预设模型、机理分析与自适应深度学习相结合的单吨能耗预报模型、前馈与反馈补偿器组

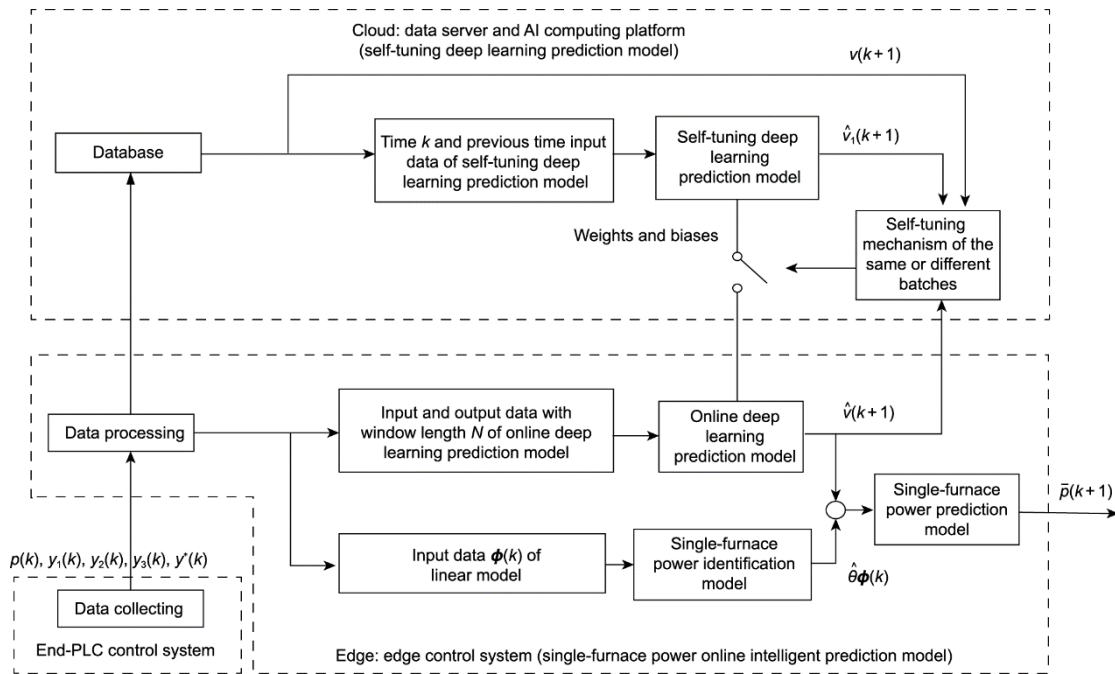


图14. 端边云协同的功率智能预报结构。

表2 熔化电流控制效果对比

Item	IAE			MSE		
	A-phase	B-phase	C-phase	A-phase	B-phase	C-phase
Manual control	2.12×10^6	2.08×10^6	2.19×10^6	2.28×10^6	2.31×10^6	2.01×10^6
Compensation signal drive PID control	1.35×10^6	1.61×10^6	1.32×10^6	1.37×10^6	1.74×10^6	1.26×10^6
Decrease	36.3%	22.5%	39.7%	39.9%	24.7%	37.3%

IAE: integral absolute error; MSE: mean square error.

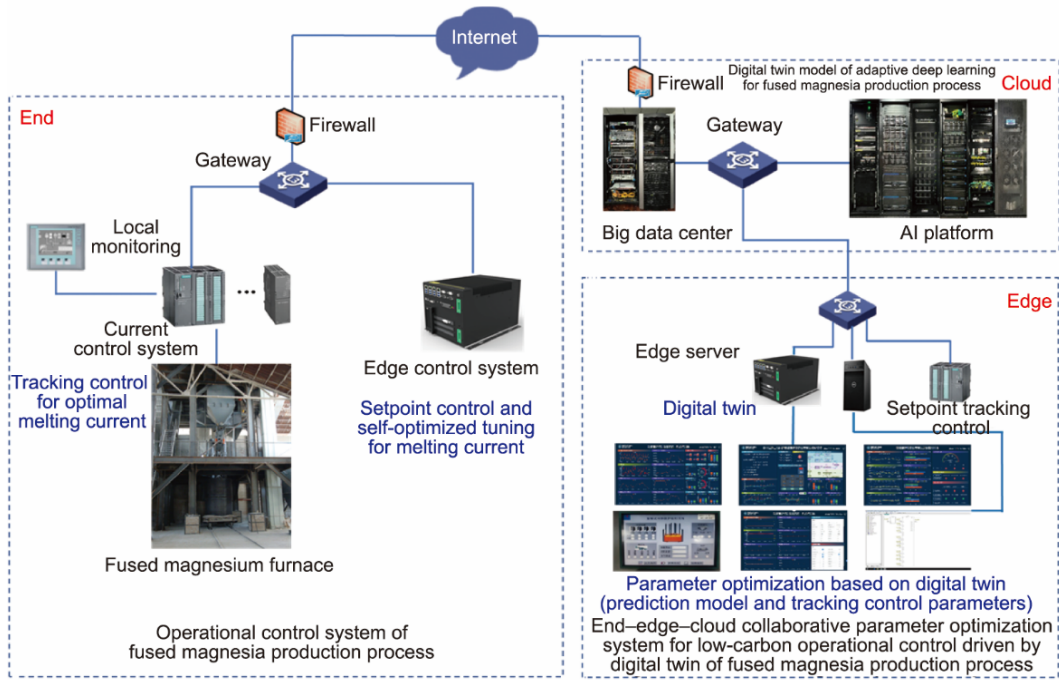
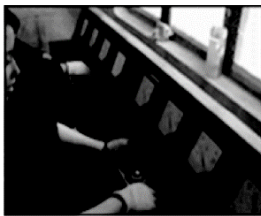
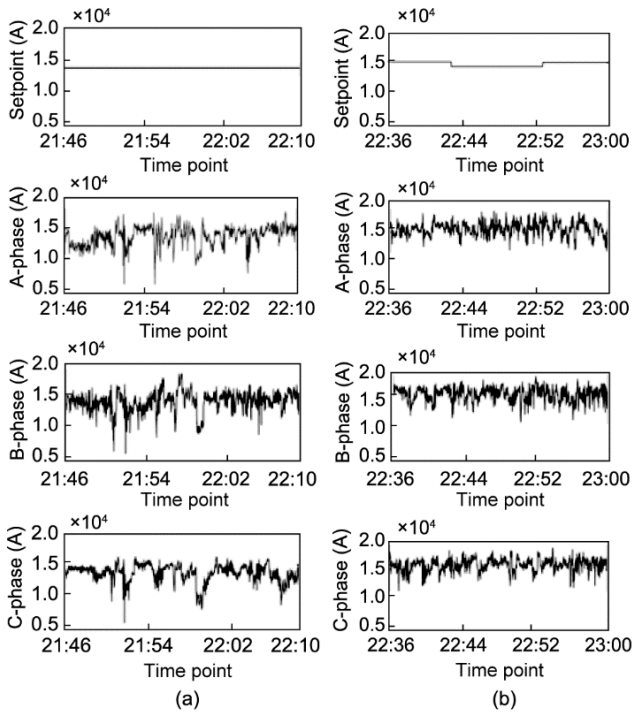


图15. 重大耗能设备端边云协同的运行控制系统架构。



(c)



(d)

图16. (a) 人工运行控制曲线；(b) 智能运行控制曲线；(c) 人工运行控制；(d) 智能运行控制。

成。自优化校正由工况识别、单吨能耗智能预报模型和自校正器组成。跟踪控制采用信号补偿自适应PID控制器。

本方法成功应用于电熔镁炉，使CO₂排放降低8.82%，优质产品产出率提高3.65%，电极消耗降低3.73%。本文提出的智能运行控制方法为实现流程工业低碳运行控制开辟了一种新的途径，但也面临如下挑战难题：数字孪生的建模方法，具有冲突目标的过程控制设定值的优化决策，高性能控制器参数寻优，过程控制设定值优化决策与跟踪控制一体化。将大数据驱动的工业人工智能、工业互联网与工业自动化和信息化技术紧密融合与协同，为解决上述挑战难题开辟了新的途径。为实现复杂工业系统的低碳运行控制，需要进一步研究机理分析与深度学习相结合的复杂生产过程数字孪生建模方法、数字孪生与机器学习相结合的高性能控制系统设计方法、基于工业元宇宙的复杂工业系统低碳运行控制方法，实现复杂工业系统低碳运行控制的端边云协同实现技术。

致谢

本研究得到2020年度辽宁省科技重大专项计划(2020JH1/10100008)、国家自然科学基金委重大项目(61991404,61991400)、一体化过程控制学科创新引智基地2.0(B08015)支持。

Compliance with ethics guidelines

Tianyou Chai, Mingyu Li, Zheng Zhou, Siyu Cheng, Yao Jia, and Zhiwei Wu declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] United Nations Economic Commission for Europe (UNECE). Life cycle assessment of electricity generation options [Internet]. Geneva: UNECE; [cited 2022 Mar 10]. Available from: <https://unece.org/sed/documents/2021/10/reports/life-cycle-assessment-electricity-generation-options>.
- [2] [Current situation and prospects of industrial furnaces in China] [Internet]. [cited 2022 Mar 21]. Available from: <https://www.renrendoc.com/paper/176144656.html?aggId=fNcMGs9II3GN@pygDVr6a1U>. Chinese.
- [3] [Industrial enterprises are major energy consumers, and the scale prediction of China's industrial energy-saving market] [Internet]. [cited 2022 Mar 15]. Available from: <https://www.chinairm.com/news/20220107/181056197.shtml>. Chinese.
- [4] Srdic S, Nedeljkovic M, Vukosavic SN, Radakovic Z. Fast and robust predictive current controller for flicker reduction in DC arc furnaces. *IEEE Trans Ind Electron* 2016;63(7):4628–40.
- [5] Ghiormez L, Panoiu M, Panoiu C, Muscalagiu I. Proportional regulator-based approach for a three-phase electric arc furnace. *IOP Conf Ser: Mater Sci Eng* 2019;477:012016.
- [6] Biegler LT. New directions for nonlinear process optimization. *Curr Opin Chem Eng* 2018;21:32–40.
- [7] Khong SZ, Nešić D, Tan Y, Manzie C. Unified frameworks for sampled-data extremum seeking control: global optimisation and multi-unit systems. *Automatica* 2013;49(9):2720–33.
- [8] Zhou SH, Du WL. Modeling of ethylene cracking furnace yields based on transfer learning. *CIESC J* 2014;65(12):4921–8. Chinese.
- [9] Jiang CH, Yin JP, Gui WH, Yand CH. Prediction for blast furnace silicon content in hot metal based on composite differential evolution algorithm and extreme learning machine. *Control Theory Appl* 2016;33(8):1089–95. Chinese.
- [10] Chai TY, Qin SJ, Wang H. Optimal operational control for complex industrial processes. *Annu Rev Contr* 2014;38(1):81–92.
- [11] Chai TY, Ding JL, Wu F. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. *Control Eng Pract* 2011;19(3):264–75.
- [12] Zhou P, Chai TY, Sun J. Intelligence-based supervisory control for optimal operation of a DCS-controlled grinding system. *IEEE Trans Control Syst Technol* 2013;21(1):162–75.
- [13] Chen TWC, Vassiliadis VS. Inequality path constraints in optimal control: a finite iteration e-convergent scheme based on pointwise discretization. *J Process Contr* 2005;15(3):353–62.
- [14] Fu J, Faust JMM, Chachuat B, Mitsos A. Local optimization of dynamic programs with guaranteed satisfaction of path constraints. *Automatica* 2015;62:184–92.
- [15] Graciano JEA, Jäschke J, Le Roux GAC, Biegler LT. Integrating self-optimizing control and real-time optimization using zone control MPC. *J Process Contr* 2015;34:35–48.
- [16] Chai TY. Development directions of industrial artificial intelligence. *Acta Autom Sinic* 2020;46(10):2005–12. Chinese.
- [17] Gil Y, Greaves M, Hendler J, Hirsh H. Amplify scientific discovery with artificial intelligence. *Science* 2014;346(6206):171–2.
- [18] systemsCyber–physical. Program solicitation NSF 08-611 [Internet]. Arlington: The National Science Foundation; [cited 2022 Mar 10]. Available from: <https://www.nsf.gov/pubs/2008/nsf08611/nsf08611.pdf>.
- [19] Executive Office of the President of the United States. Artificial intelligence, automation, and the economy. Washington, DC: Executive Office of the President of the United States; 2016.
- [20] Executive Office of the President of the United States, National Science and Technology Council, Committee on Technology. Preparing for the future of artificial intelligence. Washington, DC: The White House, Office of Science and Technology Policy; 2016.
- [21] Carter WA, Kinnucan E, Elliot J, Crumpler W, Lloyd K. A national machine intelligence strategy for the United States. Washington, DC: Center for Strategic and International Studies; 2018.
- [22] Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: trends, perspectives, and prospects. *Science* 2015;349(6245):255–60.
- [23] National Science and Technology Council, Networking and Information Technology Research and Development Subcommittee. The national artificial intelligence research and development strategic plan. Washington, DC: The White House, Office of Science and Technology Policy; 2016.
- [24] The White House, Office of Science and Technology Policy. Summary of the 2018 White House summit on Artificial Intelligence for American Industry. Washington, DC: Executive Office of the President of the United States; 2018.
- [25] National Science FoundationUS. Statement on Artificial Intelligence for American Industry [Internet]. Alexandria: US National Science Foundation; 2018 May 10 [cited 2022 Mar 10]. Available from: https://www.nsf.gov/news/news_summ.jsp?org=NSF&cntn_id=245418&preview=false.
- [26] The State Council of the People's Republic of China. [Development plan for the new generation of artificial intelligence] [Internet]. Beijing: The State Council of the People's Republic of China; 2017 Jul 20 [cited 2022 Mar 10]. Available from: https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm. Chinese.
- [27] Kusiak A. Smart manufacturing must embrace big data. *Nature* 2017;544(7648):23–5.
- [28] Chai TY, Liu Q, Ding JL, Lu SW, Song YJ, Zhang YJ. Perspectives on industrialinternet-driven intelligent optimized manufacturing mode for process industries. *Sci Sin Technol* 2022;52(1):14–25. Chinese.
- [29] Chai TY, Zhang JW, Yang T. Demand forecasting of the fused magnesia smelting process with system identification and deep learning. *IEEE Trans Industr Inform* 2021;17(12):8387–96.
- [30] Wang WZ, Wu ZW, Chai TY. PID control with output compensation for the fused magnesia smelting process. *Acta Autom Sinic* 2018;44(7):1282–92. Chinese.
- [31] Wu ZW, Wu YJ, Chai TY, Sun J. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace. *IEEE Trans Ind Electron* 2015;62(3):1703–15.
- [32] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Comput* 1997;9(8):1735–80.