

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

柴天佑^{1,2}

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819;

2. 国家冶金自动化工程技术研究中心, 辽宁 沈阳 110819)



摘要: 在分析工业自动化与信息化在工业革命中的作用和存在的问题的基础上, 提出了生产过程智能化的内涵、发展方向和面临的挑战难题。将工业互联网端边云协同技术和系统辨识与自适应深度学习相结合, 提出了复杂工业系统运行控制过程智能化方法和工业应用案例。最后, 给出工业人工智能与工业互联网协同实现生产过程智能化的主要研究方向和研究思路。

关键词: 生产过程智能化; 工业人工智能; 工业互联网; 端边云协同

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Industrial AI and Industrial Internet Collaboratively Achieving Production Process Intelligence and Its Future Perspectives

CHAI Tianyou^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. National Engineering Technology Research Center for Metallurgical Industry Automation, Shenyang 110819, China)

Abstract: In this paper, the role and existing problems of industrial automation and information in the industrial revolutions are analyzed. Based on the analysis, the connotation, development directions and challenges of production process intelligence are proposed. By the integration of the end-edge-cloud collaboration technology of industrial internet with system identification and adaptive deep learning, the method for intelligent operational control process of complex industrial systems and its successful industrial application are proposed. Finally, the main research directions and research ideas of production process intelligence realized by the synergy of industrial AI and industrial Internet are suggested.

Key words: Production process intelligence; industrial AI; industrial Internet; end-edge-cloud collaboration

1 引言

智能制造已成为公认的提升制造业整体竞争力的国家战略。以德国工业 4.0 为代表的智能制造集中于离散装备制造, 过程工业智能制造的模式为智能优化制造, 生产过程智能化是智能优化制造的关键。近年来, 工业人工智能和工业互联网的发展为智能制造提供了新的技术基础, 为实现生产过程智能化开辟了新的途径。

2016 年 10 月, 美国国家技术委员会提出《国家人工智能研究与发展战略计划》, 明确了 AI 在制造过程中的作用, 包括改进制造过程调度、增强制造过程的柔性、改进产品质量并降低成本^[1]。2018 年

5 月, 美国白宫举办“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, 用于增强美国劳动力素质, 提高他们的工作效率并更好地服务客户^[2]。美国科学基金会也发表声明, 指出人工智能可能改变美国工业的各个环节, 为先进制造创造新的希望^[3]。2019 年, 美国工业互联网联盟为了促进人工智能技术与工业领域的融合, 将其工业分析任务组更名为工业人工智能任务组^[4]。美国政府在 2020 年和 2021 年的财务预算中, 计划优先支持智能和数字化制造领域, 尤其是基于工业物联网、机器学习和 AI 的制造系统^[5,6]。在提出“工

收稿日期: 2023-06-07

基金项目: 国家自然科学基金委重大项目(61991404, 61991400)

作者简介: 柴天佑(1947-), 男, 甘肃兰州人, 博士, 教授, 中国工程院院士, 主要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等方面的教学与科研工作(本文通信作者, Email: tychai@mail.neu.edu.cn)。

业 4.0”平台之后,德国在 2017 年 9 月启动了名为“学习系统”的计划,旨在使未来工作和生产更加灵活和节省资源。德国 2018 年的人工智能战略指出了促进面向经济的 AI 发展和应用^[7]。中国工程院制造强国战略研究(三期)的“新一代人工智能引领下的智能制造研究报告”认为,新一代智能制造是我国智能制造的第二阶段(2025-2035)的战略目标,意在使我国智能制造技术和应用水平领先于世界^[8]。

当前,学术界与产业界开展了工业人工智能的研究^[9-13]。文献[9]提出了工业人工智能面向新应用场景的参考框架和总体规划。文献[10]对工业 4.0 中的工业人工智能进行了系统的回顾,对面临的挑战与发展趋势进行了分析。文献[11]对人工智能在智能制造中监控的现状 & 未来发展方向进行了综述。文献[12]对人工智能和物联网在中小企业的应用现状、研究方向、未来趋势和挑战进行了分析。文献[13]通过对工业人工智能和工业自动化与信息化的研究对象与研究目标的对比分析,提出工业人工智能的内涵、研究方向和研究思路与方法。

工业互联网是新一代信息技术与制造业深度融合的产物。工业互联网的发展为智能制造提供了新的基础设施。工业互联网的概念是美国通用电气公司在 2012 年 11 月首次提出的^[14]。美国发展工业互联网的目标是不仅仅实现人、机、物、系统的连接,而是获取工业大数据,通过数据分析,产生有价值的信息,为企业业务管理和生产运行创造新的附加值^[15]。2021 年 1 月 20 日,美国工业互联网联盟(industrial Internet consortium, IIC)与美国智能制造研究所(CESMII)宣布战略合作伙伴关系。2021 年 8 月 17 日,美国工业互联网联盟(IIC)改为美国工业物联网联盟(industrial IoT consortium, IIC)。德国定义工业 4.0 是利用信息与通信技术实现机器和工业过程的智能互联,其发展工业 4.0 的目标是寻求保持德国装备制造行业在全球市场的领先地位,将信息和通信技术持续整合到其传统的高科技战略中,以便成为智能制造技术的领先供应者;同时,要为 CPS 技术和产品创造并服务新的领先市场^[16]。2021 年 4 月 14 日,德国工业 4.0 和美国智能制造研究所(CESMII)合作构建未来制造业。中国将工业互联网作为新一代信息技术与制造业深度融合的产物,是以数字化、网络化、智能化为主要特征的新工业革命的关键基础设施^[17]。

工业互联网与工业物联网的研究引起学术界和产业界的广泛关注^[18-27]。文献[18]探讨了工业互联网驱动的过程工业智能优化制造新模式,提出了主要研究方向。文献[19]和文献[20]分别讨论了工业物

联网和工业互联网的最新进展。文献[21]提出了工业 4.0 中工业物联网应用的网络物理系统架构。文献[22]对工业物联网中的深度学习(潜力、挑战和新兴应用)进行了分析。文献[23]和文献[24]对节能型工业物联网和面向预测维护的工业物联网进行了分析。文献[25-27]提出了面向工业物联网基于图神经网络的异常检测、基于人工智能的传感器和基于张量的多属性视觉特征识别方法。

如何将工业人工智能、工业互联网和工业自动化与信息化相结合发展生产过程智能化仍然是智能制造中的挑战难题。本文在分析工业自动化和信息化技术在工业革命中的作用以及生产过程自动化与信息化现状和存在主要问题的基础上,提出了生产过程智能化的内涵、发展方向和挑战难题。通过复杂工业系统运行控制过程智能化应用案例表明工业人工智能和工业互联网紧密融合与协同为解决生产过程智能化的挑战难题提供了新的途径,最后提出了生产过程智能化的主要研究方向和研究思路。

2 工业自动化与信息技术在工业革命中的作用

工业自动化与信息技术在工业革命进程中发挥着重要作用,如图 1 所示^[28]。

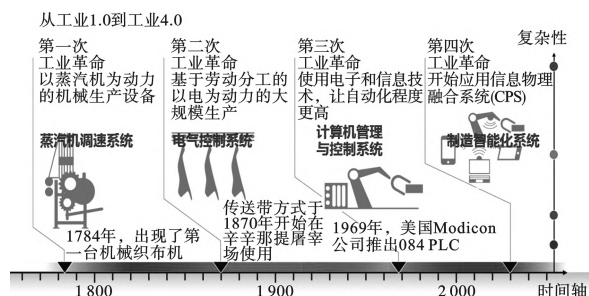


图 1 工业自动化与信息技术在工业革命中的作用
Fig. 1 Role of industrial automation and information technology in the industrial revolution

在第一次工业革命中,以蒸汽机为动力的机械设备得到了广泛应用。1784 年,机器织布机推动了生产动力的创新,詹姆斯·瓦特在 1788 年成功改造了离心调速器,通过反馈控制实现蒸汽机调速自动化。然而,比例控制容易产生稳态误差,后来的调速器加入了积分作用^[29,30]。蒸汽机和调速器的广泛应用推动了第一次工业革命。在第二次工业革命中,电力代替了蒸汽,比例-积分-微分(proportional-integral-differential, PID)控制与逻辑控制被应用于电力工业,实现了传送带的自动化。自动化的传送带在 1870 年首次应用于辛辛那提屠宰场,推动了基于劳动分工和以电力为动力的大规模生产,形成了第二次工业革命。由于工业过程通常是由多个回路

组成的复杂被控对象,难以用精确数学模型描述。为满足大规模工业生产的需求,计算机和通讯技术的发展与工业自动化技术相结合,推动了逻辑程序控制器(programmable logic controller, PLC)的发展。1969年,美国 Modicon 公司推出了 084 PLC^[31]。借助该 PLC 控制系统,多个回路的传感器和执行机构可以连接到控制系统中,以方便进行多个回路的控制、设备的顺序控制和监控。1975年, Honeywell 和 Yokogawa 公司研制了可以应用于大型工业过程的分布式控制系统(distributed control system, DCS)^[32]。控制软件和过程监控软件的广泛应用使生产线的自动化程度更高,推动了第三次工业革命的进展。

为了满足工业过程优化需要,对于可建立数学模型的石化工业过程,实时优化(real time optimization, RTO)和模型预测控制(model predictive control, MPC)技术得到了广泛的应用^[33]。同时,为应对难以建立数学模型的工业过程,一些高科技公司推出了基于工艺模型的开环设定控制软件和基于数据驱动的智能运行优化控制技术的运行优化软件,已经在冶金工业领域获得了卓越成效^[34]。

随着大规模工业生产的发展,生产企业对管理效率有着急切需求。计算机管控系统,如 PLC 和 DCS 与管理计算机、实时数据库和关系数据库的结合,开始广泛应用于工业生产中。同时,企业管理也开始应用自动化和信息技术。在 20 世纪 60 年代初,计算机财务系统问世,人工管理方式逐渐被计算机管理系统所取代。在 20 世纪 60 年代末 70 年代初,财务系统发展为物料需求计划(material requirements planning, MRP)系统,后来又发展为 MRPII,并在 70 年代末 80 年代初增加车间报表管理系统和采购系统等。然而,MRPII 并不能配置资源,于是配置资源计划(distribution resource planning, DRP)系统和单一功能的制造过程管理系统也相继问世。20 世纪 80 年代末 90 年代初,MRPII 逐渐演变为企业资源计划(enterprise resource planning, ERP),DRP 演变为供应链管理(supply chain management, SCM),而在车间层面应用的专业化制造管理系统则演变成成为集成的制造执行系统(manufacturing execution system, MES)^[13,35]。如今,ERP 和 MES 已广泛应用于生产企业,显著提高了企业的竞争力^[13]。

3 生产过程智能化的发展方向和面临的挑战

3.1 生产过程自动化与信息化现状分析

由于复杂生产过程由不同的加工装备(过程)组成,原料经生产过程在自动化与信息化系统的信息流和能源流作用下,经过复杂的物理与化学反应

过程,物质流在信息流和能源流的相互作用下,形成产品。生产过程的全局优化,即产品质量与产量尽可能高,能耗、物耗、碳排放尽可能低,涉及到企业资源计划层的综合生产指标决策,涉及到制造执行层的生产指标和生产全过程运行层的反映制造装备或工业过程产品加工的质量、效率、消耗的运行指标的决策与协同控制,涉及到 ERP、MES 和控制系统的优化集成。这是多层次多尺度多冲突目标的因果关系不清的复杂动态系统的优化决策与优化控制难题,难以采用已有的建模、控制与优化方法和技术。因此,目前生产过程自动化与信息化的现状如图 2 和图 3 所示^[13]。

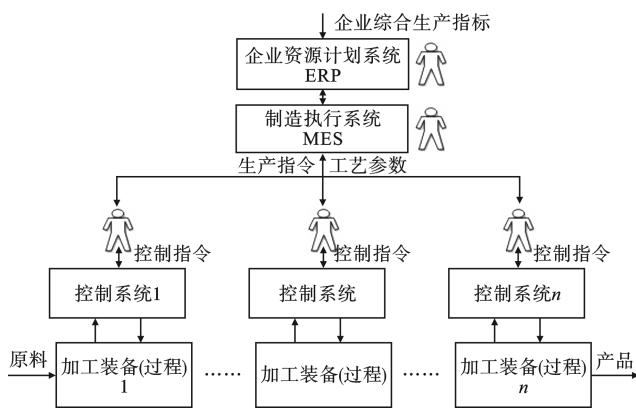


图 2 生产过程自动化与信息化现状

Fig. 2 Current status of automation and informatization of production process

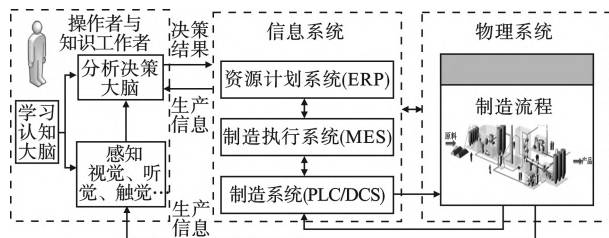


图 3 人参与的自动化与信息化系统

Fig. 3 System of automation and informatization involving human

企业管理者通过企业管理的信息化系统 ERP 获得的企业资源信息,凭经验和知识决策企业的包括产品质量、产量、能耗、物耗、成本在内的综合生产指标的目标值范围;生产管理者通过生产制造过程管理的信息化系统 MES 获得的生产信息,凭经验和知识决策生产制造过程的生产指标的目标值范围;运行管理与工艺工程师通过管理与控制系统获得的生产工况信息和感觉、视觉、听觉、触觉获得的生产信息,凭经验和知识决策反映制造装备或工业过程产品加工的质量、效率、消耗的运行指标目标值范围;操作者根据运行指标目标值范围和生产实际情况,凭经验和知识决策控制系统指令;控

制系统控制生产制造过程的加工装备（过程），使被控装备（过程）的输出跟踪控制指令，从而将加工产品的质量、效率、消耗的指标和生产制造过程的生产指标和企业综合生产指标控制在目标值范围内。

当生产条件频繁变化时，由于人难以及时准确地感知动态变化的运行工况，难以及时准确地处理异构信息，人的决策行为制约发展^[36]。因此，难以及时准确地决策企业综合生产指标、生产制造过程的生产指标、运行指标和控制系统指令，难以实现生产过程的全局优化。

3.2 生产过程智能化的涵义与发展方向

由上述分析可以看出，生产过程自动化的目标是将产品生产过程中操作工作如过程控制实现自动化。生产过程信息化的目标是将企业资源计划、制造执行和生产全流程运行控制中的管理与决策等知识工作实现信息化。生产过程智能化的目标是将上述生产过程中的知识工作如关键工艺参数的人工化验、复杂工况识别、生产全流程运行的协同控制、综合生产指标与运行指标的决策等实现自动化和人机互动与协作的智能化，从而实现生产过程全局优化。三次工业革命实现了生产过程操作工作的自动化、管理与决策的知识工作信息化。新工业革命将实现生产过程智能化，生产过程智能化的涵义与发展方向如下。

生产过程智能化的涵义是以企业高端化、智能化、绿色化为目标，以实现人机合作的企业管理与决策智能化和加工装备（过程）智能自主控制为特征的制造模式。生产过程智能化的发展方向是将操作者的操作工作实现自动化并将控制系统和加工装备（过程）变革为智能自主控制系统，将企业管理者、生产管理者和运行管理与工艺工程师的知识工作实现自动化和人机互动与协作的智能化，从而将由企业资源计划系统、制造执行系统、装备（过程）控制系统组成的企业三层结构变革为由人机合作的管理与决策智能化系统和智能自主控制系统组成的两层结构^[13]，实现生产过程全局优化，如图 4 所示。

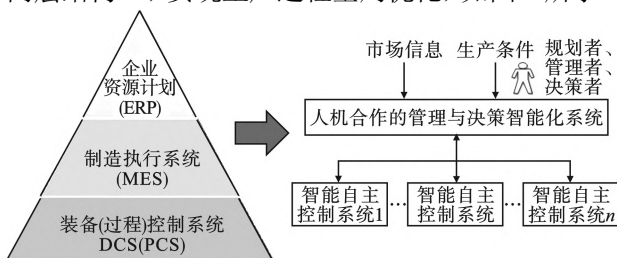


图 4 工业企业由三层结构变革为智能化两层结构

Fig. 4 Industrial enterprises transformed from a three-layer structure to an intelligent two-layer structure

生产过程智能化驱动人工化验和人工观测与识别向大数据驱动的实时检测与工况识别 AI 系统发展，驱动人工操作向增强操作人员能力的 AI 系统发展，驱动控制系统向高性能智能自主控制系统发展，驱动生产单元的自动化系统向全流程多工序协同优化控制系统发展，驱动本地监控系统向远程移动可视化监控系统发展。生产过程智能化驱动集中式 ERP 与 MES 向分散式的数字孪生驱动的生产要素（产品质量、设备运行、能耗物耗、碳排放等）可视化监控、预测、回溯、优化决策与控制一体化系统发展。生产过程智能化使图 3 所示的人参与的信息物理系统变革为企业 CPS 系统^[13,37]，如图 5 所示。由图 5 可知，生产过程的智能化将图 3 中的操作者与知识工作者的感知、识别、决策等知识工作实现自动化和人机互动与协作的智能化。因此，CPS 系统中的知识工作者是规划者、管理者和决策者。

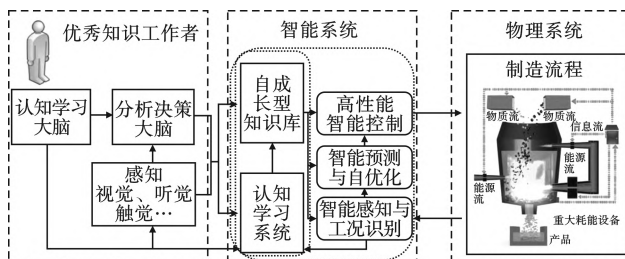


图 5 工业企业 CPS 系统

Fig. 5 CPS system for industrial enterprises

3.3 生产过程智能化面临的挑战

实现生产过程智能化的实时监测与工况识别的 AI 系统，增强操作人员能力的 AI 系统，数字孪生驱动的生产要素的可视化监控、预测与回溯，需要工业智能建模算法，包括复杂工业动态系统的数字孪生、复杂运行工况智能感知与识别、生产要素智能预测与回溯。这就需要解决挑战难题：因果关系不清的复杂工业动态系统建模。

实现生产过程智能化的高性能自主控制系统，全流程多工序协同优化控制系统，需要工业智能控制算法，包括生产全流程协同优化控制、自优化控制、高性能控制算法。这就需要解决挑战难题：复杂生产全流程运行优化控制。

实现生产过程智能化的人机合作的企业管理与决策智能化系统和优化决策与控制一体化系统，需要工业智能优化决策算法，包括人机互动与协作的智能优化决策、智能优化决策与控制一体化算法。这就需要解决挑战难题：多层次多冲突目标的复杂生产系统优化决策。

上述挑战难题涉及到因果关系不清的复杂工业动态系统建模、多层次多冲突目标的控制与优化，

也涉及到“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”，这也是“智能制造中的挑战难题”^[38]。

4 工业人工智能与工业互联网紧密融合与协同实现生产过程智能化

目前，大数据驱动的人工智能技术通过训练大数据、学习过程和学习函数获得准确度很高的结果，但无法解释结果为什么准确。基于统计的、无模型的机器学习方法存在严重的理论局限，难以用于推理和回溯，难以作为强人工智能的基础^[39]。实现类人智能和强人工智能需要在机器学习系统中加入“实际模型的导引”^[40]。人工智能技术的发展方向为可解释的 AI(explainable artificial intelligence, XAI)，即大数据、新的学习方法和可解释的模型相结合获得可解释的准确结果^[41]。人工智能技术领域的另一个发展方向为智能系统^[42]。美国国际战略研究所《美国机器智能国家战略报告》指出，很难估计计算机控制系统在不久的将来可以实现哪些功能。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角色^[43]。虽然人工智能的深度学习 and 游戏博弈技术只适用于完备的信息空间，但是人工智能技术的发展方向——可解释人工智能和智能系统为研究工业人工智能提供了新的研究思路和方法。

虽然自动化和人工智能的界定并不明确，而且随时间推移不断变化，但自动化的研究和应用始终秉持的核心目标是减少和减轻人的体力和脑力劳动，提高工作效率。人工智能的研究和应用秉持的核心目标是使人的智能行为实现自动化或复制。自动化与人工智能的实现手段都是通过算法和系统，它们的共同点是通过机器延伸和增加人类的感知、认知、决策、执行的功能，增强人类认识世界和改造世界的能力，完成人类无法完成的特定任务或比人类更有效地完成特定任务。自动化和人工智能的不同点在于研究对象和研究方法不同。自动化的研究对象是基于机理分析的微分方程或代数方程建立的数学模型，利用输入输出表示的因果关系的小数据，建立建模、控制与优化决策的理论和技術。人工智能是针对机理不清、难以建立数学模型的对象，但输入输出处于完备信息空间的基于大数据的研究对象，采用基于统计的、无模型的机器学习方法，建立建模、控制与优化决策的理论和技術。人工智能在短期内的核心经济成效是将以以前无法实现自动化的任务实现自动化^[44]。

文献[45]指出，AI 系统开发者普遍认识到，机

器学习将对工业产生广泛影响，但是，人工智能发展到深度学习没有考虑如何应用于制造过程，因果关系不清的复杂工业动态系统建模、控制与优化涉及到机理不清、难以建立数学模型、输入与输出相关信息处于开放环境且不确定的变化中、信息难以获取及感知、控制与决策目标多尺度多冲突。因此，难以采用基于完备信息空间的人工智能技术，需要进行动态系统人工智能的研究^[46]。

人工智能是工业转型的重要组成部分^[47]，因此，将人工智能、工业自动化与信息化技术和制造业紧密融合与协同。以研发用于补充和增强知识工作者的能力的人工智能算法和系统为目标，发展工业人工智能技术，解决生产过程智能化面临的挑战难题。目前，面向生产过程的工业人工智能的核心目标：针对企业经营管理与决策和生产过程运行管理与控制等生产活动中目前只能依靠人的感知、认知、分析与决策能力和经验与知识来完成的影响经济效益的知识工作，实现知识工作的自动化与人机互动与协作的智能化，来显著提高经济效益。工业人工智能将会成为工业智能算法的技术基础。

由于目前的 PLC/DCS 管理与控制系统无法实现工业大数据驱动的工业智能算法，工业网络无法传输异构工业大数据。随着 5G 为代表的移动互联网、边缘计算、云计算与云平台软件的发展，催生了工业互联网。工业互联网为获得工业大数据和实现工业人工智能算法创造了条件。基于工业互联网的端边云协同技术为实现大数据驱动的工业智能算法创造了条件^[23]。因此，工业人工智能与工业互联网紧密融合与协同为解决生产过程智能化的挑战难题开辟了新的途径。

4.1 复杂工业系统运行控制过程智能化方法及应用案例

4.1.1 复杂工业系统运行控制过程智能化方法

中国生产钢、电熔镁砂和氧化铝等产品的产量居世界第一，同时也是赤铁矿、铝土矿和菱镁矿等的资源大国。由于资源的品位低、成份波动大，因此必须采用独特的生产工艺，使用大量能耗设备，例如磨机、竖炉、电熔镁炉、氧化铝溶出系统等。由于无法在线测量产品在这些工业系统生产过程中的质量、效率和耗能指标，只能依靠人工化验，加上生产线上下游其他工业过程控制系统输出的影响，生产边界条件频繁变化，因此难以建立数学模型和采用已有的运行优化和控制方法。只能由工艺工程师凭经验和知识采用人工开环设定控制，即运行人员给出过程控制系统的设定值，控制系统使被

控过程的输出跟踪设定值, 将运行指标控制在目标区间内。然而, 当工况频繁变化时, 无法及时准确地调整设定值, 致使这些设备长期运行在非经济优化状态, 导致能耗高、资源消耗大、产品质量低, 甚至引发故障工况。

然而, 控制系统设定值、输出、运行指标以及生产线上下游其他工业过程控制系统的输出等相关工业大数据可以获取。通过运行人员决策过程控制系统设定值行为的分析, 采用工业大数据, 将系统辨识与自适应深度学习^[48]相结合, 提出了面向复杂工业系统运行控制的工业人工智能, 包括运行指标智能预报和基于自适应深度学习的设定控制算法。采用工业互联网端边云协同技术实现上述工业人工智能算法, 从而实现复杂工业系统运行控制过程的智能化。

由于运行控制的作用, 运行指标在其目标区间附近波动, 因此可以建立以运行指标为输出, 以控制系统输出和生产线上下游其他工业过程控制系统输出等变量为输入, 由线性模型和未知非线性动态系统组成的运行指标预报模型, 提出系统辨识与自适应深度学习相结合的运行指标智能预报算法。以控制系统的设定值为输出, 以运行指标和生产线其他工业过程控制系统的输出等变量为输入, 建立由线性模型和未知非线性动态系统组成的设定控制模型, 提出基于自适应深度学习的设定控制算法。将运行指标的目标值输入该智能设定控制算法, 产生过程控制系统的设定值, 控制系统使被控过程的输出跟踪设定值, 将运行指标控制在目标区间。

采用工业互联网的端边云协同技术来实现运行指标的智能预报算法和基于自适应深度学习的设定控制算法。端-DCS 的过程控制系统执行过程控制算法及采集实时数据; 边-边缘控制系统执行运行指标智能预报算法和智能设定控制算法。为了保证算

法的实时性与可靠性, 其未知非线性系统的在线深度学习模型的权值参数和偏置参数是固定的, 输入输出数据的个数及滑动时间窗口长度也是固定的。边缘控制系统产生的过程控制系统设定值作为端-DCS 过程控制系统的设定值; 云-数据服务器和人工智能计算平台采用当前时刻及以前时刻的工业大数据和未知非线性系统的自校正深度学习模型和自校正机制, 校正边缘控制系统中运行的运行指标智能预报和智能设定控制算法的未知非线性动态系统的在线深度学习模型的权值参数和偏置参数, 从而保证运行指标的预报和控制的实时性、精度和可靠性。上述复杂工业系统运行控制过程智能化方法已成功应用于某大型氧化铝厂的溶出系统, 取得了显著成效。

4.1.2 端边云协同的氧化铝溶出系统运行控制过程智能化应用案例

① 氧化铝溶出系统运行控制问题描述

氧化铝溶出系统是将铝土矿浆转化为氧化铝溶出液的关键工业系统。溶出系统的运行控制过程如图6所示。反映溶出系统产品质量、效率和消耗的指标——溶出液苛性比值 $r(k)$, 不能在线测量, 只能依靠人工化验。苛性比值不仅与加碱流量相关, 而且与上游进料控制系统的输出和下游加热蒸汽控制系统的输出及溶出液的温度相关。机理不清, 难以建立数学模型, 只能依靠运行工程师凭经验和知识决策加碱流量控制系统设定值 y_{sp} , 加碱流量控制系统使加碱流量 y 跟踪设定值 y_{sp} , 从而将苛性碱比值 r 控制在目标值范围内。由于苛性碱比值 r 化验滞后 2 h, 进料控制系统的铝土矿浆和加热蒸汽控制系统的加热蒸汽频繁变化使运行工程师难以及时准确地调整加碱流量控制系统的设定值, 造成苛性比值发生大的波动, 超出目标区间范围, 影响产品质量, 导致碱耗和汽耗高。

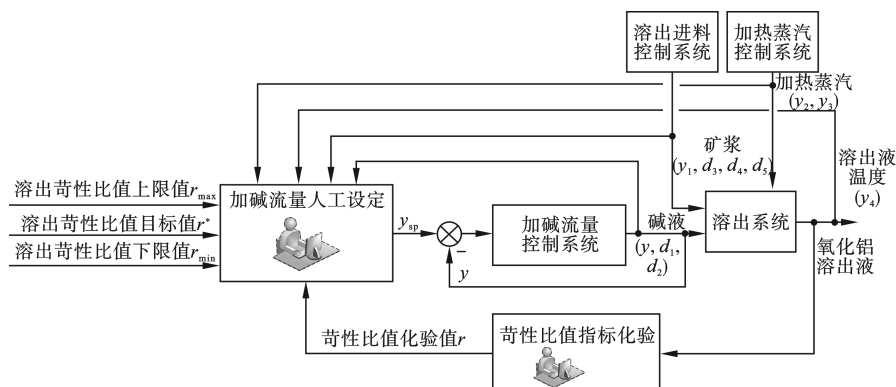


图6 氧化铝溶出系统人工运行控制结构

Fig. 6 Artificial operation control structure of alumina dissolution system

运行控制目标是将苛性比值 $r(k)$ 控制在目标区间 $[r_{\max}, r_{\min}]$, 即

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

式中, r_{\max} 和 r_{\min} 分别为苛性比值目标区间上界和下界。

运行控制过程的动态模型由溶出系统运行层的动态模型和加碱流量过程动态模型组成, 其中运行层的动态模型:

$$\begin{aligned} r(k) = & g(r(k-1), \dots, y(k), y(k-1), \dots, \\ & y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_2(k), y_2(k-1), \dots, \\ & y_3(k), y_3(k-1), \dots, y_4(k), y_4(k-1), \dots, \\ & d_1, d_2, d_3, d_4, d_5) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $g(\cdot)$ 为模型结构与系统阶次未知的非线性函数; y 为加碱流量; y_1 为进入溶出系统的铝土矿浆的流量; y_2 和 y_3 分别为加热蒸汽的压力与温度; y_4 为溶出液的温度; d_1 和 d_2 分别为碱液的苛性比值和浓度; d_3 、 d_4 和 d_5 分别为铝土矿浆的铝硅比、二

氧化硅含量和氧化铝含量。

加碱流量动态模型:

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, u(k-1), \dots, d_y(k)) \quad (3)$$

式中, $f(\cdot)$ 为未知的非线性函数; $u(k)$ 为控制输入, 即阀门开度; d_y 为有界未知干扰。

运行控制的决策变量为加碱流量过程控制系统的设定值 $y_{sp}(k)$ 和控制律 $u(k) = p(y(k) - y_{sp}(k))$, 其中, p 表示 PI 控制律。

② 氧化铝溶出系统运行控制过程智能化方法

溶出系统运行控制过程智能化方法由苛性碱比值智能预报算法和基于自适应深度学习的加碱流量设定控制算法组成, 如图 7 所示。

苛性碱比值智能预报算法取代人工化验, 基于自适应深度学习的加碱流量设定控制算法取代人工加碱流量设定控制。

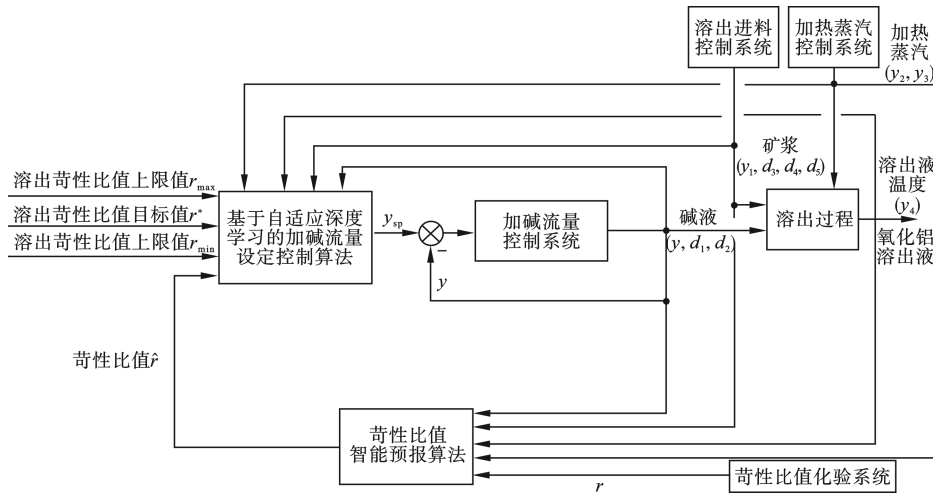


图 7 氧化铝溶出系统运行控制过程智能化结构

Fig. 7 Intelligent structure for operation control process of alumina dissolution system

(1) 苛性比值智能预报算法

以苛性比值为输出, 以加碱流量、碱液苛性比值和浓度、铝土矿浆流量及含量 (铝硅比、二氧化硅、氧化铝)、加热蒸汽压力与温度和溶出液的温度为输入, 建立由线性模型和未知非线性动态系统组成的苛性碱比值动态模型:

$$r(k) = \bar{r}(k) + \Delta r(k) \quad (4)$$

式中,

$$\begin{aligned} \bar{r}(k) = & ay(k) + by_1(k) + cy_2(k) + \\ & dy_3(k) + ey_4(k) + f = \theta x(k) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\theta = [a, b, c, d, e, f] \in \mathbf{R}^{1 \times 6}$, a, b, c, d, e, f 为未知常数; $x(k) = [y, y_1, y_2, y_3, y_4, 1]^T \in \mathbf{R}^{6 \times 1}$ 。

采用溶出液的苛性比值 $r(k)$ 和 $x(k)$ 的 k 时刻及以前时刻的大数据和式(5), 离线采用最小二乘估计算法估计 θ , 可得 $\bar{r}(k) = \hat{\theta}x(k) + (\theta - \hat{\theta})x(k)$, 其中,

$\hat{\theta}$ 为 θ 的估计值。由式(4)可得

$$\begin{aligned} r(k) = & \hat{\theta}x(k) + \Delta r(k) + (\theta - \hat{\theta})x(k) = \\ & \hat{\bar{r}}(k) + \Delta \bar{r}(k) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中,

$$\Delta \bar{r}(k) = F(y, y_1, y_2, y_3, y_4, d_1, d_2, d_3, d_4, d_5) \quad (7)$$

式(7)中, $F(\cdot)$ 为模型结构与系统阶次未知的非线性函数。

由于 $\Delta \bar{r}(k)$ 的模型结构、阶次、模型参数未知且变化, 输入、输出数据随溶出过程而变化, 处于不确定的信息空间, 因此采用文献[48]的方法, 建立由在线深度学习预报模型和线性模型组成的苛性比值在线智能预报模型、 $\Delta \bar{r}(k)$ 的自校正深度学习预报模型和自校正机制组成的苛性比值智能预报算法。其中, $\Delta \bar{r}(k)$ 的在线深度学习和自校正深度学习预报模型结构相同, 采用多层 LSTM 网络架构,

将 $\Delta \bar{r}(k)$ 的输入变量作为单个神经元的输入, 使用输入与输出大数据, 采用文献[48]的训练方法确定上述网络架构。其中, 神经元的个数 n 为 40, 每个神经元的节点数 \bar{h} 为 20, 网络层数 L 为 3, $\Delta \bar{r}(k)$ 的在线深度学习预报模型的训练数据个数即滑动时间窗口 N 为 16 000。在线深度学习预报模型的输出为 $\Delta \hat{r}(k)$, 由式(6)可获得苛性比 $r(k)$ 的预报值 $\hat{r}(k)$ 。

端边云协同结构实现苛性比值智能预报算法如图 8 所示。

端-DCS 过程控制系统采集数据, 边-边缘控制系统进行数据处理和采用滑动时间窗口 N 的数据执行苛性比值在线智能预报模型, 云-数据服务器和人工智能计算平台采用 k 时刻及以前时刻的数据和 $\Delta \bar{r}(k)$ 的自校正深度学习预报模型, 在线训练该深度学习预报模型的所有权值和偏置参数, 采用自校正机制校正苛性比值在线智能预报模型的 $\Delta \bar{r}(k)$ 的在线深度学习预报模型的权值和偏置参数, 保证预报精度。

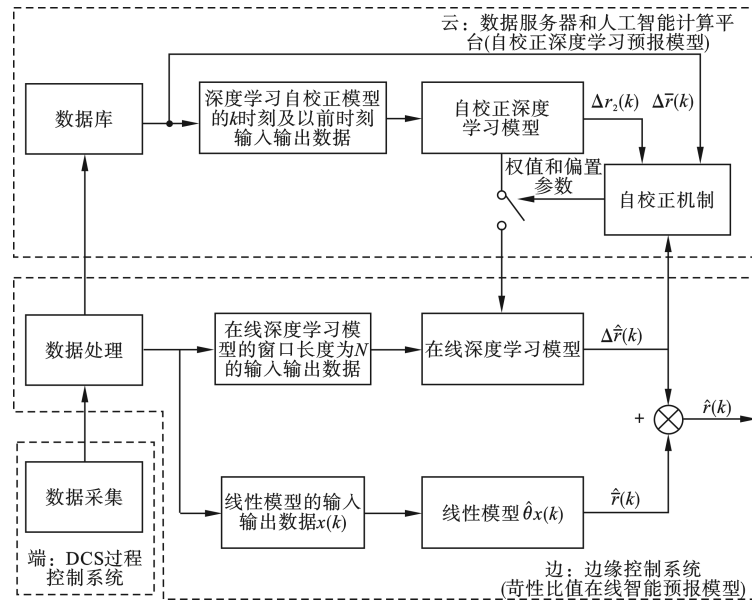


图 8 端边云协同的苛性比值智能预报算法结构

Fig. 8 Intelligent prediction algorithm structure for caustic ratio based on end-edge-cloud collaboration

(2) 基于自适应深度学习的加碱流量设定控制算法

以加碱流量设定值 y_{sp} 为输出, 以溶出液苛性比值预报值 \hat{r} 、铝土矿浆流量 y_1 及含量（铝硅比 d_3 、二氧化硅 d_4 、氧化铝 d_5 ）、加热蒸汽压力 y_2 与温度 y_3 、溶出液温度 y_4 、碱液的苛性比值 d_1 和浓度 d_2 为输入, 建立由线性模型 $\bar{y}(k)$ 和未知非线性动态系统 $\Delta y(k)$ 组成的加碱流量设定模型:

$$y_{sp}(k) = \bar{y}(k) + \Delta y(k) \quad (8)$$

式中,

$$\bar{y}(k) = \theta_1 x_1(k) \quad (9)$$

其中, $\theta_1 = [a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, b_1] \in \mathbf{R}^{1 \times 5}$, θ_1 为未知常数向量; $x_1(k) = [r^*, y_1, y_2, y_3, 1]^T \in \mathbf{R}^{5 \times 1}$ 。离线采用最小二乘估计算法由式(9)估计 θ_1 , 可得

$$\bar{y}(k) = \hat{\theta}_1 x_1(k) + (\theta_1 - \hat{\theta}_1) x_1(k) \quad (10)$$

式中, $\hat{\theta}_1$ 为 θ_1 的估计值, 估计误差为 $(\theta_1 - \hat{\theta}_1) x_1(k)$ 。

由式(8)和式(10)可得

$$y_{sp}(k) = \hat{\theta}_1 x_1(k) + (\theta_1 - \hat{\theta}_1) x_1(k) + \Delta y(k) = \hat{\bar{y}}(k) + \Delta \bar{y}(k) \quad (11)$$

式中, $\Delta \bar{y}(k) = (\theta_1 - \hat{\theta}_1) x_1(k) + \Delta y(k)$, $\Delta y(k)$ 为

$$\Delta y(k) = F_1(r^*, y_1, y_2, y_3, d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6) \quad (12)$$

式中, $F_1(\cdot)$ 为模型结构与系统阶次未知的非线性函数。

建立由 $\Delta \bar{y}(k)$ 的在线深度学习模型和线性模型组成的在线加碱流量智能设定模型、 $\Delta \bar{y}(k)$ 的自校正深度学习模型和自校正机制组成的基于自适应深度学习的加碱流量设定控制算法。其中, $\Delta \bar{y}(k)$ 的在线深度学习模型和自校正深度学习模型结构相同, 采用多层 LSTM 网络架构, $\Delta \bar{y}(k)$ 的输入变量作为单个神经元的输入, 使用输入与输出大数据, 离线训练确定神经元的个数 n 为 200, 每个神经元的节点数 \bar{h} 为 200, 网络层数 L 为 4, $\Delta \bar{y}(k)$ 的在线深度学习模型的训练数据个数即滑动时间窗口 N 为 10 000, 自校正深度学习模型的训练数据为 k 时刻及以前时刻的输入输出数据。采用图 8 所示的端边

云架构实现基于自适应深度学习的加碱液流量设定控制算法。采用苛性比值目标值 r^* 取代苛性比值预报值 \hat{r} ，输入加碱流量智能设定控制算法，产生 $y_{sp}(k)$ 作为加碱流量控制系统设定值，加碱流量 $y(k)$ 跟踪 y_{sp} 将苛性比值预报值 $\hat{r}(k)$ 控制在目标区间内。

③ 工业应用

氧化铝溶出系统运行控制过程智能化方法已成功应用于中国某大型氧化铝企业的溶出系统。在该企业氧化铝生产过程的 DCS 过程控制系统基础上，采用边缘控制系统、交换机、数据服务器、人工智能计算平台和工业互联网的端边云协同技术，搭建了端边云协同的运行控制系统，如图 9 所示。

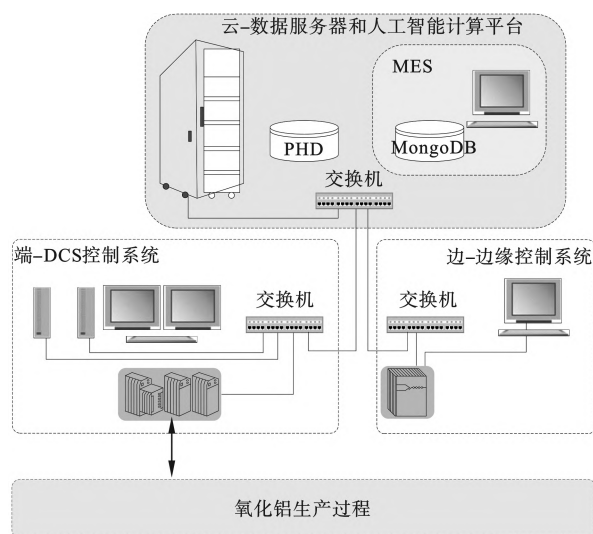
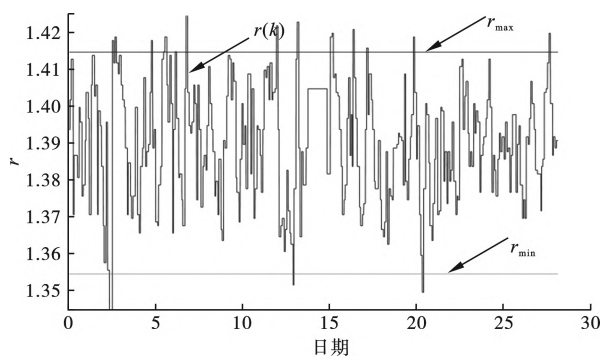


图 9 氧化铝端边云协同运行控制系统架构
Fig. 9 Architecture of alumina end-edge-cloud collaboration operation control system

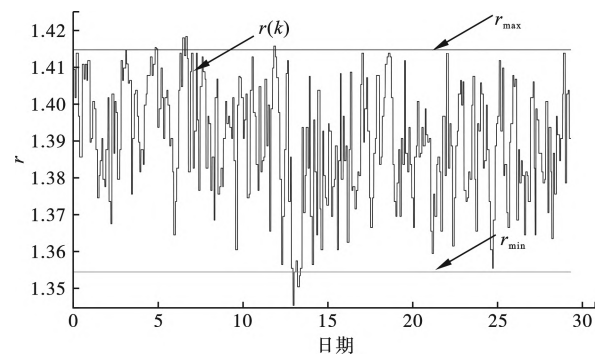
端-DCS 控制系统执行加碱流量控制和采集数据。边-边缘控制系统执行苛性比值在线智能预报算法和基于自适应深度学习的加碱流量设定控制算法，产生的加碱流量设定值作为端-基于 DCS 的加碱流量控制系统的设定值。云-数据服务器和人工智能计算平台执行苛性比值智能预报算法的自校正深度学习预报模型与自校正机制和加碱流量智能设定控制的自校正深度学习模型与自校正机制。人工运行控制和运行控制过程智能化方法的工业应用效果如图 10 所示。

图 10(a)为 2022 年 5 月 1 日至 30 日人工运行控制的溶出液苛性比值 r 的变化曲线。图 10(b)为 2022 年 6 月 1 日至 30 日运行控制过程智能化方法的溶出液苛性比值 r 的变化曲线。生产工艺规定的溶出液苛性比值目标值区间为 $[r_{\max}=1.415, r_{\min}=1.355]$ ，人工运行控制的苛性比值合格率为 93.47%，运行控制过程智能化方法的苛性比值合格率为 97.6%，提高了 4.13%，实现了溶出系统运行控制

的自动化，使氧化铝溶液的溶出率提高了 0.11%，汽耗降低了 16.9%，产品质量即氧化铝含量提高了 3.69%，产量增加了 230.14 吨，带来了显著的经济效益。图 6 中，人工运行控制时，进料系统的铝土矿浆流量与成分和加热蒸汽系统的蒸汽温度与压力频繁变化，加上苛性比值依靠人工化验，化验值滞后，使得操作人员难以及时准确给出碱流量控制系统的合适设定值，造成苛性比值超出目标区间范围。图 7 中，智能运行控制可以实时预测苛性比值，通过碱流量设定值智能控制算法，给出优化的加碱流量设定值，显著改善苛性比值控制效果。



(a) 人工运行控制曲线
(a) Artificial operation control curve



(b) 智能运行控制曲线
(b) Intelligent operation control curve

图 10 人工运行控制和运行控制过程智能化方法的工业应用效果

Fig. 10 Industrial application effects of artificial operation control and intelligent methods for operation control process

应用案例表明，复杂工业系统运行控制过程智能化方法为目前运行优化与控制方法无法解决复杂工业系统运行优化的难题开辟了新途径。该方法的端边云协同的运行控制过程数字孪生模型采用工业大数据和深度学习算法，需要人工智能计算平台。该方法的运行指标智能预测和智能设定控制算法采用边-运行控制过程数字孪生模型，该模型的权值参数和偏置参数无需在线学习，由云模型的自校正机制在线校正，不仅不增加计算复杂度，而且保证模型的精度和实时可靠运行。

4.2 生产过程智能化的研究方向和研究思路

生产过程智能化的主要研究方向: ① 复杂工业动态系统的数字孪生智能建模算法, 包括系统辨识与机器学习相结合的智能建模; ② 异构工业大数据驱动的复杂工况的感知与识别智能算法; ③ 数字孪生驱动的高性能智能控制算法, 包括基于强化学习的控制系统参数寻优; ④ 数字孪生驱动的生产全流程协同优化控制算法; ⑤ 数字孪生驱动的生产要素可视化监控、预测、回溯、优化决策的智能算法; ⑥ 人机互动与协作的复杂工业系统的决策与控制一体化智能算法, 包括设备运行管理与控制集成优化、生产全流程运行管理与控制集成优化、资源计划、制造执行、过程控制无缝集成优化; ⑦ 人工智能驱动的复杂动态系统建模、控制与优化; ⑧ 工业智能算法的端边云协同实现技术。

为了在上述研究方向取得研究成果, 需要借鉴人工智能取得重大进展的研究经验以及数据驱动的工业人工智能、移动互联网、边缘计算和云计算驱动的工业互联网时代改变科研的进行方式和研究思维方式, 例如信息物理融合系统 CPS、会聚研究^[49]。CPS 是美国基金会在 2008 年提出的, 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^[37]。汇聚研究是一种新的研究范式和研究思维方式, 其特点是问题驱动——具有挑战性的科学研究难题或社会需求中的重大挑战难题; 跨学科合作研究——整合来自不同学科的知识、方法 and 专业知识, 形成新的框架来促进科学发现和创新。学科方法和技术的结合是解决复杂问题的唯一或最佳方案, 团队科学正在成为一种更典型的研究模式^[50]。为此提出如下研究思路。

① 需求驱动, 找准问题, 即知识工作者通过感知、认知、决策、执行来完成影响效益的知识工作, 选好应用场景; ② 确定研究目标, 即以最优秀的知识工作者为参考目标, 达到与超越最优秀的知识工作者的工作效果; ③ 采用 CPS 思想, 研制面向特定应用领域的工业人工智能系统, 使系统的适应性、自主性、效率、功能、可靠性、安全性和感知与认知的准确性、决策与控制的精准优化远超今天的系统; ④ 采用汇聚研究的思想、学科方法和技术研发相结合, 以及团队科学研究模式, 将基于机理分析的模型与工业大数据紧密融合与协同, 模型驱动的工业自动化与数据驱动的人工智能技术紧密融合与协同, 移动互联网、边缘计算、云计算等与计算机管理与控制系统紧密融合与协同, 工业人工智能与工业互联网紧密融合与协同研究工业智能系统。

5 结 论

在对工业自动化和信息技术在工业革命中的作用以及生产过程自动化与信息化现状和存在的主要问题的分析基础上, 提出了生产过程智能化的内涵、发展方向和面临的挑战。通过对工业人工智能与工业互联网协同发展生产过程智能化的分析和复杂工业系统运行控制过程智能化应用案例, 表明工业人工智能与工业互联网紧密融合与协同发展为解决生产过程智能化的挑战难题开辟了新途径。最后提出了生产过程智能化的主要研究方向和研究思路。

参考文献(References)

- [1] National Science and Technology Council. The national artificial intelligence research and development strategic plan[R]. Washington: The White House, 2016.
- [2] Office of Science and Technology Policy. Summary of the 2018 White House summit on artificial intelligence for American Industry[R]. Washington: Executive Office of the President of the United States, 2018.
- [3] National Science Foundation. Statement on artificial intelligence for American industry[EB/OL]. (2018-05-10)[2023-03-02]. https://www.nsf.gov/news/news_summ.jsp?cntn_id=245418.
- [4] HARPER K E, KLENZ B, DIAB W W. Industrial artificial intelligence [EB/OL]. (2019-06)[2023-03-02]. <https://www.iiconsortium.org/news-pdf/joi-articles/2019-June-JoI-Industrial-Artificial-Intelligence.pdf>.
- [5] VOUGHT R T, DROEGEMEIER K K. Fiscal year 2021 administration research and development budget priorities: memorandum for the heads of executive departments and agencies [EB/OL]. (2019-08-30)[2023-03-02]. <https://oeab.noaa.gov/wp-content/uploads/2020/Documents/FY-21-RD-Budget-Priorities.pdf>.
- [6] Executive Office of the President of the United States. Fiscal year 2020 administration research and development budget priorities: memorandum for the heads of executive departments and agencies [EB/OL]. (2018-07) [2023-03-02]. <https://www.whitehouse.gov/wp-content/uploads/2018/07/M-18-22.pdf>.
- [7] Federal Republic of Germany. Strategy artificial intelligence of the federal government[Z]. 2018.
- [8] The Research Group for Research on Intelligent Manufacturing Development Strategy. Research on intelligent manufacturing development strategy in China[J]. Strategic Study of Chinese Academy of Engineering, 2018, 20(4): 1-8.
- [9] ZHANG X Y, MING X G, LIU Z W, et al. A reference framework and overall planning of industrial artificial intelligence (I-AI) for new application scenarios[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101: 2367-2389.
- [10] PERES R S, JIA X D, LEE J, et al. Industrial artificial intelligence in industry 4.0 - systematic review, challenges and outlook[J]. IEEE Access, 2020, 8: 220121 - 220139.
- [11] DING H, GAO R X, ISAKSSON A J, et al. State of AI-based monitoring in smart manufacturing and introduction to focused section[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(5): 2143-2154.
- [12] HANSEN E B, BØGH S. Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: a survey[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58(1): 362-372.
- [13] CHAI T Y. Development directions of industrial artificial intelligence

- [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(10): 2005-2012.
- [14] EVANS P C, ANNUNZIATA M. Industrial internet: pushing the boundaries of minds and machines[R]. Boston: General Electric Reports, 2012.
- [15] MORRISH J, FIGUEREDO K, HALDEMAN S, et al. The industrial internet of things, volume b01: business strategy and innovation framework[R]. Boston: Industrial Internet Consortium, 2016.
- [16] KAGERMANN H, WAHLSTER W, HELBIG J. Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0[M]. Frankfurt: Plattform Industrie 4.0, 2013.
- [17] The State Council. Guiding opinions of the State Council on deepening 'Internet plus advanced manufacturing' to develop the Industrial Internet[EB/OL]. (2017-11-19)[2023-03-03] <https://www.chinajusticeobserver.com/law/x/internet-advanced-manufacturing-industry-20171119>.
- [18] 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.
- [19] KHAN W Z, REHMAN M H, ZANGOTI H M, et al. Industrial internet of things: recent advances, enabling technologies and open challenges[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2020, 81: 106522-106535.
- [20] QIN W, CHEN S Q, PENG M G. Recent advances in Industrial Internet: insights and challenges[J]. *Digital Communications and Networks*, 2020, 6(1): 1-13.
- [21] PIVOTO D G S, DE ALMEIDA L F F, DA ROSA RIGHI R, et al. Cyber-physical systems architectures for industrial internet of things applications in Industry 4.0: a literature review[J]. *Journal of manufacturing systems*, 2021, 58(1): 176-192.
- [22] KHALIL R A, SAEED N, MASOOD M, et al. Deep learning in the industrial internet of things: Potentials, challenges, and emerging applications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(14): 11016-11040.
- [23] 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.
- [24] RESENDE C, FOLGADO D, OLIVEIRA J, et al. TIP4.0: industrial internet of things platform for predictive maintenance[J]. *Sensors*, 2021, 21(14): 4676-4699.
- [25] WU Y, DAI H N, TANG H. Graph neural networks for anomaly detection in industrial internet of things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 9(12): 9214-9231.
- [26] MUKHOPADHYAY S C, TYAGI S K S, SURYADEVARA N K, et al. Artificial intelligence-based sensors for next generation IoT applications: a review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(22): 24920-24932.
- [27] WANG X K, YANG L T, SONG L W, et al. A tensor-based multiattributes visual feature recognition method for industrial intelligence[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(3): 2231-2241.
- [28] SENDLER U. Industrie 4.0 – Beherrschung der industriellen Komplexität mit SysLM (systems lifecycle management)[M]. Berlin: Springer, 2013.
- [29] MAYR O. Zur Frühgeschichte der technischen regelungen[M]. München: R. Oldenbourg, 1970.
- [30] FULLER A T. A history of control engineering 1800-1930[J]. *Electronics and Power*, 1979, 25(9): 651.
- [31] MORLEY D. Programmable controllers: how it all began[J]. *InTech*, 2008, 55(8): 82.
- [32] STROTHMAN J. M&C technology history more than a century of measuring and controlling industrial processes[J]. *InTech*, 1995, 42(6): 52-79.
- [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] 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.
- [35] TOWLE S, COOPER D, FERKEL T, et al. Execution-driven manufacturing management for competitive advantage[J/OL]. *MESA*, (2007-08)[2023-03-03]. <https://www.pathlms.com/mesa/courses/24314>.
- [36] GIL Y, GREAVES M, HENDLER J, et al. Amplify scientific discovery with artificial intelligence[J]. *Science*, 2014, 346: 171-172.
- [37] National Science Foundation. Cyber-physical systems program announcements & information[EB/OL]. (2009-02-27)[2023-03-03]. <https://www.nsf.gov/pubs/2008/nsf08611/nsf08611.pdf>.
- [38] KUSIAK A. Smart manufacturing must embrace big data[J]. *Nature*, 2017, 544: 23-25.
- [39] PEARL J. Theoretical impediments to machine learning with seven sparks from the causal revolution[EB/OL]. (2018-01-11)[2023-03-03]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.04016>.
- [40] BAREINBOIM E, PEARL J. Causal inference and the data-fusion problem[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016, 113(27): 7345-7352.
- [41] GUNNING D, STEFIK M, CHOI J, et al. XAI - explainable artificial intelligence[J]. *Science Robotics*, 2019, 37(4): 1.
- [42] STONE P, BROOKS R, BRYNJOLFSSON E, et al. Artificial intelligence and life in 2030: the one hundred year study on artificial intelligence[EB/OL]. (2022-10-31)[2023-03-03]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.06318>.
- [43] CARTER W A, KINNUCAN E, ELLIOT J. A national machine intelligence strategy for the United States[R]. Washington: Center for Strategic and International Studies, 2018.
- [44] BUNDY A. Preparing for the future of artificial intelligence[J]. *AI & SOCIETY*, 2016, 32: 285-287.
- [45] JORDAN M I, MITCHELL T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260.
- [46] National Science Foundation. Supplement to the President's FY 2022 budget[EB/OL]. (2021)[2023-03-02]. <https://new.nsf.gov/od/oia/ia/growing-convergence-research-nsf>.
- [47] AHMED I, JEON G, PICCIALLI F. From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in industry 4.0: a survey on what, how, and where[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(8): 5031-5042.
- [48] 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.
- [49] National Science Foundation. Learn about convergence research [EB/OL]. (2018)[2023-03-02]. <https://www.nsf.gov/od/oia/convergence/index.jsp>.
- [50] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. Graduate STEM education for the 21st century[M]. Washington: National Academies Press, 2018.