

控制与决策

Control and Decision

复杂工业过程安全运行控制方法研究综述：现状、挑战与展望

褚菲, 王建文, 马小平

引用本文：

褚菲, 王建文, 马小平. 复杂工业过程安全运行控制方法研究综述：现状、挑战与展望[J]. *控制与决策*, 2026, 41(6): 1489-1508.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.1123>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[工业信息物理系统安全风险动态表现分析量化评估模型](#)

Quantitative evaluation model for dynamic performance analysis of security risk in industrial cyber physics systems
控制与决策. 2021, 36(8): 1939-1946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1479>

[一种具有非线性动力学模型的智能电网快速分布式控制](#)

A fast distributed control of smart grids with nonlinear dynamic model
控制与决策. 2021, 36(8): 1849-1854 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1696>

[基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制](#)

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems
控制与决策. 2021, 36(5): 1040-1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

[基于指数趋近律的车载复合储能系统全局滑模控制](#)

Global sliding mode control of vehicle-mounted hybrid energy storage system based on exponential reaching law
控制与决策. 2021, 36(4): 885-892 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0478>

[机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述](#)

A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection
控制与决策. 2021, 36(2): 257-282 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1199>

复杂工业过程安全运行控制方法研究综述： 现状、挑战与展望

褚菲[†], 王建文, 马小平

(中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 当前, 随着新一代人工智能技术与先进控制理论的深度融合, 复杂工业过程控制范式加速迭代, 推动了复杂工业过程安全运行控制理论体系的发展和完善, 也为智能控制系统规模化落地提供了有力支撑. 鉴于此, 立足工业智能化背景, 围绕复杂工业过程“全息感知-异常诊断-自主决策-动态调控-协同优化”的一体化需求, 系统梳理复杂工业过程安全运行控制相关理论方法的基本内涵与原理、关键问题与研究难点, 分类总结相关进展. 在此基础上, 探讨该研究方向亟待突破的关键核心问题, 探讨人机共融、知识与数据联合驱动的“可解释+可信任”智能安全运行控制的可行途径, 并以典型矿物加工过程为例开展相关理论成果的初步验证. 最后, 对复杂工业过程安全运行控制的未来趋势进行展望.

关键词: 复杂工业过程; 安全运行控制; 人工智能; 工业智能化; 智能控制系统; 联合驱动

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1123

引用格式: 褚菲, 王建文, 马小平. 复杂工业过程安全运行控制方法研究综述: 现状、挑战与展望 [J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1489-1508.

A review of safety operation control methods for complex industrial processes: Current status, challenges and future prospects

CHU Fei[†], WANG Jian-wen, MA Xiao-ping

(School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Currently, with the in-depth integration of new-generation artificial intelligence technologies and advanced control theories, the control paradigm for complex industrial processes is undergoing rapid iteration, which has not only promoted the development and refinement of the theoretical system for the safe operation control of complex industrial processes, but also provided strong support for the large-scale implementation of intelligent control systems. Based on the backdrop of industrial intelligence, this paper focuses on the integrated requirements of complex industrial processes, namely holographic perception, anomaly diagnosis, autonomous decision-making, dynamic regulation, and collaborative optimization. It systematically clarifies the basic connotations, principles, key problems and research difficulties of the relevant theoretical methods for safe operation control of complex industrial processes, and summarizes the related research progress by category. On this basis, the paper explores the urgent core issues that need to be addressed in this research field, and discusses the feasible approaches to interpretable and trustworthy intelligent safe operation control driven by human-machine integration as well as the combination of knowledge and data. A preliminary verification of the relevant theoretical achievements is carried out with a typical mineral processing process as the case study. Finally, the future development trends of the safe operation control for complex industrial processes are prospected.

Keywords: complex industrial processes; safety operation control; artificial intelligence; industrial intelligence; intelligent control system; combined drive

0 引言

矿物加工、冶金、化工等复杂工业过程是国民经

济的“稳定器”和“压舱石”, 确保其安全稳定高效运行对国家经济快速发展和现代化产业体系构建、产

收稿日期: 2025-10-28; 录用日期: 2026-02-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62473369, 62533016).

[†]通信作者. E-mail: chufei@cumt.edu.cn.

业链韧性提升及国家战略安全保障具有不可替代的核心支撑作用^[1]。然而,随着工业生产规模的持续扩大、工艺复杂性的增加以及多变量耦合效应的日益加剧,传统过程控制方法在应对动态不确定性、时变特性和强非线性等挑战时,逐渐表现出适应性差、决策滞后等缺陷,难以满足现代复杂工业过程安全、稳定、高效运行的严格要求^[2-3]。同时,工业安全事故的频发以及日益严格的能耗与排放标准,进一步加大了对复杂工业过程安全运行控制方法优化升级的迫切需求^[4-5]。因此,亟需构建集“感知-诊断-决策-调控-优化”一体化的闭环控制体系框架,通过深度融合全息感知、智能诊断、自主决策、动态调控与协同优化等关键技术,形成具备在线风险研判、自适应安全校正和持续协同优化能力的新一代复杂工业过程安全运行控制架构,从而保障在动态不确定环境下复杂工业过程的安全、稳定、高效运行。

面对复杂工业过程安全运行的新要求,先进控制技术作为保障复杂工业过程安全稳定运行的核心支撑,其发展水平已成为衡量一个国家工业智能化程度的重要标志^[6]。从早期的PID控制^[7]、模型预测控制^[8],到基于现代控制理论的鲁棒控制^[9]、自适应控制^[10],再到近年来兴起的智能控制方法^[11],先进控制技术始终围绕着“资源高效集约、保障过程稳态与生产效率提升”的核心目标不断演进。特别是在新一代人工智能技术蓬勃发展的背景下,机器学习^[12]、深度学习^[13]、图神经网络^[14]等算法与先进控制理论的深度融合,正推动着复杂工业过程安全运行控制范式的根本性变革^[15]。由依赖精确机理模型驱动的不确定性控制^[16],逐步迈向融合海量工业数据的智能自适应控制。由聚焦单一生产环节的局部优化^[17],扩展为贯穿全流程、多层级的系统化控制^[18]。由依赖人工经验的被动响应,转向具备自主学习与预测能力的前瞻性智能调控。这种控制范式的迭代,不仅为破解复杂工业过程在安全性、稳定性与高效性之间的多维动态平衡提供了全新思路,也对构建契合工业智能化发展需求的控制理论体系提出了更高层次的要求。当前,复杂工业过程的安全运行控制已不再是孤立的技术命题,而是逐步演化为涵盖感知-诊断-决策-调控-优化的综合一体化工程。为了实现这一目标,亟需攻克若干关键科学技术难题,包括:如何依托多源异构、快速响应的感知信息实现对过程状态的全面刻画;如何借助智能算法在海量数据中高效识别潜在风险;如何在不确定性与动态环境下生成兼顾安全性与稳定性的最优调控策略;以及如何通过人机协同提升决策的可解释性与可信度。应对上

述难题,亟需系统梳理现有安全运行控制相关方法的进展与局限性,并力求突破传统先进控制理论的边界,发展面向未来复杂工业过程的智能控制新范式。本文查找2014~2024十年间Web of Science和中国知网以“Process control、Intelligent optimization control、Safety control、安全运行控制、智能控制”为主题词的论文发表情况。相关研究成果呈快速增长态势,年发文量从2014年的595篇跃升至2024年的3281篇,反映出本领域受到日益广泛的关注(为避免重复计数,利用数据库自带去重功能,剔除同一文献的不同发表版本并进行人工二次筛选,排除与本综述主题无关的交叉领域文献,确保统计数据聚焦目标领域)。从应用角度看,复杂工业过程安全运行控制正步入智能化转型的关键阶段,以矿物加工行业为例,其生产链条涉及破碎、研磨、浮选等多个强耦合环节。矿石性质的波动、设备状态的退化以及环境参数的变化,均可能导致生产效率下降、资源浪费甚至安全事故和环境污染。传统依赖人工操作与经验调度的模式,已难以适应绿色矿山、高效选矿的发展需求。类似地,在化工过程中,反应釜的温度、压力等关键参数的微小偏差,可能在链式反应机制下演变为重大安全风险,对实现过程安全运行提出了更高要求。这些典型场景集中体现了复杂工业过程安全运行控制研究的重要性和现实意义。

然而,当前该领域的研究与应用仍面临多重挑战:一方面,传统控制理论难以应对复杂工业过程的强非线性与不确定性,而智能算法固有的黑箱特性又在一定程度上削弱了控制策略的可解释性与可信度;另一方面,数据驱动方法在工业场景中常受限于样本稀缺、数据质量层次不齐等问题,导致模型泛化能力与鲁棒性不足。此外,工业现场中异构设备接入与多源数据融合的技术难题,以及控制策略在工程落地时需满足的实时性、可靠性要求,进一步扩大了理论研究与实际应用之间的差距。基于上述挑战,系统梳理复杂工业过程安全运行控制的研究现状,辨识亟待突破的关键科学问题与技术瓶颈,并探索以人机共融、知识与数据联合驱动的“可解释+可信”智能安全运行控制新路径,提出因果链驱动的安全运行控制方法,已成为推动工业智能化向纵深发展的迫切课题。本文正是立足于这一工业实际,聚焦复杂工业过程安全运行控制的需求主题,旨在通过多维度综述分析构建该需求领域的研究全景框架。具体内容包括:首先,从安全运行控制的基本内涵与原理出发,分类梳理全息感知、异常诊断、自主决策、动态调控与协同优化等理论方法的研究进展,揭

示不同方法的适用场景与局限性;其次,针对当前研究中存在的理论瓶颈与技术难点,深入探讨数据与知识融合、人机协同决策以及控制策略鲁棒性验证等核心问题;再次,以典型矿物加工过程为案例,验证安全运行控制相关理论方法的可行性,为工程应用提供参考;最后,结合新一代信息技术与工业技术的融合趋势,展望复杂工业过程安全运行控制的未来发展方向。

本文安排如下:第2节简要概述复杂工业过程安全运行控制及其关键问题和研究难点;第3节聚焦上述安全运行控制理论方法现存的关键问题,系统剖析各技术方向的核心逻辑与研究进展,明确不同方法的优势边界与应用局限;第4节提出新一代安全运行控制方法的一体化研究框架,并结合矿物加工过程安全运行控制案例进行说明;第5节深入探讨未来研究重点、技术突破方向与应用拓展路径。

1 复杂工业过程安全运行控制概述

早期工业过程规模相对较小,结构相对简单,工业过程安全运行控制主要依赖操作人员经验与基础自动化仪表,关注点多集中在设备的基本运行参数,一旦出现异常,通常采取事后补救的处理方式。这种依赖人工监测与经验判断为主的控制模式,在小规模、低复杂度的生产环境中尚可满足需求。然而,随着工业生产规模的持续扩大和工艺复杂度的急剧提升,多变量耦合、强非线性、时变特性、强不确定性等问题日益突出,传统过程控制方法在应对复杂工况时逐渐暴露出反应滞后、适应性不足、鲁棒性有限等弊端,难以满足现代工业对安全性、稳定性与高效性的多重要求^[19-20]。随着工业智能化转型的加速,复杂工业过程的安全运行控制需求正逐步发展为一种系统性、综合性的运行保障理论方法体系。其核心目标是以先进控制理论和可信人工智能技术为驱动力,构建具备多尺度、多维度实时感知和智能决策功能的安全运行控制框架,通过全息感知、精准诊断,生成最优调控策略并快速实施,同时依托全流程反馈机制持续优化,确保工业过程在整个生产周期中始终保持安全、稳定与高效运行。这一体系突破了传统的先识别异常、再制定方案的二元安全控制模式,将感知、诊断、决策、调控与优化等理论方法整合为一个统一闭环的动态控制链路,实现了从被动应对异常到主动预防风险、从局部调节到全流程协同、从人工经验驱动到智能技术驱动的范式升级。

复杂工业过程的安全运行控制是指基于对生产过程运行状态的全息感知与异常诊断,通过动态优

化调控策略来确保工业过程始终在安全、稳定和高效的区间内运行。其核心目标是通过精准的决策和控制,实时识别潜在风险、诊断异常工况并及时调整过程运行状态,确保工业过程安全稳定运行,同时提升过程的运行效率。与传统的控制模式相比,现代安全运行控制体系不仅关注设备的基本参数与异常事件的事后处理,更注重通过自适应控制方法和智能响应机制,确保工业过程能够在复杂、动态不确定的生产环境中持续保持安全稳定的状态。如图1所示,在这一体系中动态调控占据了至关重要的地位,其首要任务是实时调节生产过程中的关键参数,确保各环节始终维持在安全阈值范围内,并在异常工况出现时迅速根据预设的决策方案调整运行状态。这一过程依赖于高度集成的多层次感知能力,通过各环节的紧密配合,形成一个精准且高效的控制闭环。全息感知作为体系的第一层,借助广泛部署的传感器网络与智能化设备,实时采集工业过程中的关键参数。这些实时数据为后续的安全决策提供了基础,确保系统能够全面掌控生产过程中的各类变化和潜在风险。紧随其后的异常诊断环节,通过数据挖掘、大数据分析与人机智能技术的深度结合,系统能够快速检测出任何偏离正常运行状态的工况,并精确分析异常的根本原因,有效防止潜在风险的扩展和恶化。自主决策环节进一步增强了整体安全运行控制方法的智能化水平。通过设置因果路径、集因果推断等先进算法^[21],结合历史数据和实时感知结果,系统能够智能生成动态调控策略。在复杂的工业环境中,这一决策过程能够在不确定性和时变工况下持续优化,确保系统能够迅速适应过程不确定性以及各类扰动。此外,控制执行环节确保所有动态调控策略得以高效执行,减少操作误差,并在面对外部扰动时保证控制的精准度和鲁棒性。最后,协同优化机制在整个安全运行控制体系中起到了整合与提升的作用。通过协同优化过程各个环节间的控制方法与策略,避免局部过度优化导致整体效率的损失,协同优化能够确保各个生产环节在保持安全性的同时,实现全流程的高效运行。通过这些技术的深度融合,复杂工业过程安全运行控制体系不仅能够实时响应并调整生产过程,保障安全和稳定,还能优化资源配置,提升生产效率,为工业过程的智能化发展奠定坚实基础。

当前,作者团队围绕复杂工业过程安全运行控制,已在静态场景建模、模型迁移适配以及面向动态演化、分布式协同和跨时空关联的复杂场景等多个领域取得了一定进展。然而,在实际应用中,仍面临

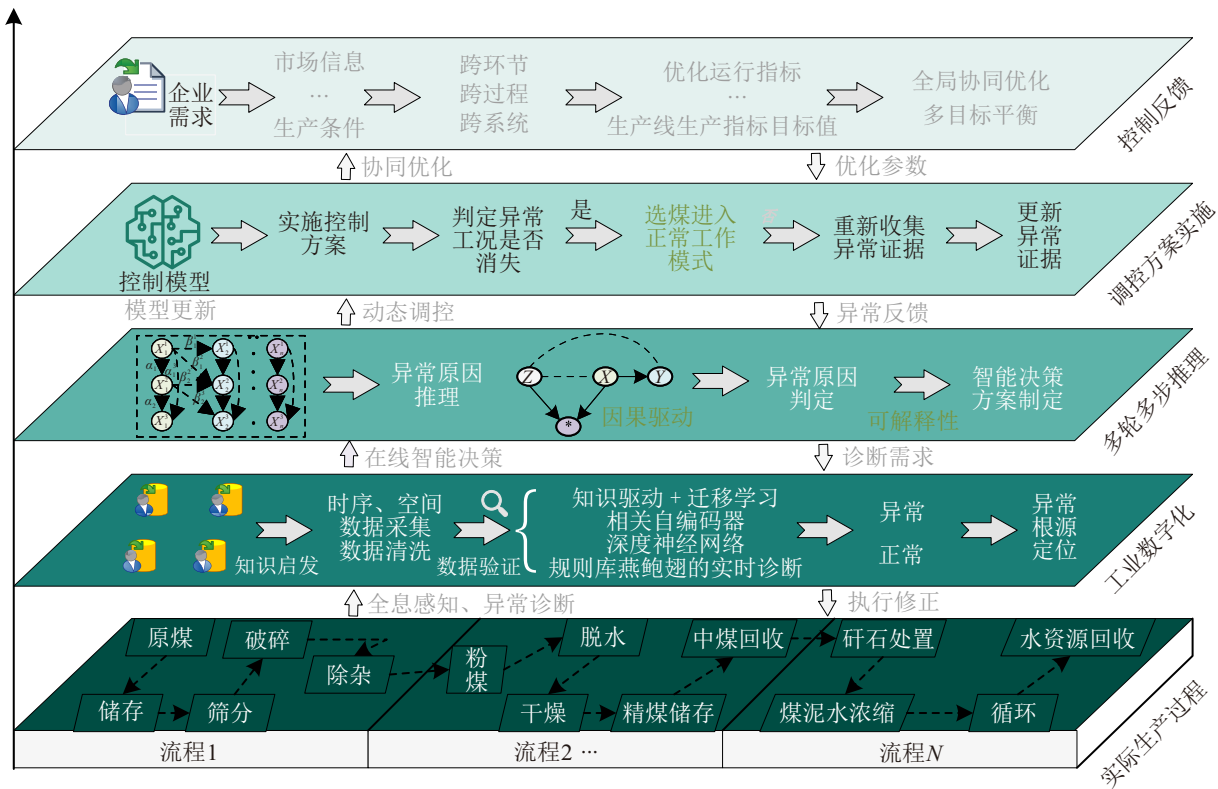


图1 复杂工业过程安全运行控制流程(煤炭加工过程为例)

若干关键技术瓶颈亟待突破.在数据层面,复杂工业场景下多源异构数据的协同与保真面临严峻挑战.工业过程涉及从底层设备到上层管理系统的海量动态数据,采集环节传感器易受环境温度变化、设备振动等工业现场因素影响,数据精准性难以保障;在数据处理阶段,时序不一致、格式不统一的多源数据实时融合与清洗,仍是制约安全运行控制实现毫秒级响应与精准预警的核心技术难题,影响着控制方法实时性与协同性的进一步提升.在建模层面,工业过程的多变量强耦合、非线性时变特性以及瞬时依赖问题,使得控制模型难以全面准确刻画实际生产的动态演化规律.例如,在选煤过程中,浮选药剂添加量的瞬时变化对泡沫层稳定性产生即时影响,这种瞬时依赖关系具备高度动态性与非线性.尽管现有模型能适应部分典型工况,但在原煤品质波动、分选指标动态挑战等复杂场景下,其泛化能力与动态适应性不足,难以及时捕捉和反映这些细微的瞬时关联变化.如何构建既具备机理解释性又能自适应调整的动态建模方法,以精准匹配生产过程中瞬时依赖关系的实时状态变化,是控制技术向更复杂场景延伸时亟待攻克的又一难题.在异常推理层面,异常因果运行态势推理构成安全运行控制的另一重核心瓶颈.工业过程中,异常工况的发生通常涉及多因素交叉作用,其因果关系呈现多因果、因果交织的网状结构.例如,在化工间歇反应中,温度异常波动可

能与原料配比偏差、搅拌速率不足、冷却系统故障等多个因素相关联,且各因素之间存在动态反馈影响.现有推理方法多依赖单一维度的特征匹配或简单因果规则,难以解析这种复杂耦合关系;同时,运行态势的演化具有极强的时效性,从微小偏差到显著异常的演化过程中,因果链路会随时间动态变化,传统静态推理模型难以捕捉这种时序关联.更为关键的是,在面临无历史数据参照的新型异常时,如何基于有限的实时信息快速推理因果链条,并预判态势发展趋势,仍然是尚未突破的技术难点.这直接制约了安全运行控制从“被动响应”模式向“主动预防”模式的转变.上述关键瓶颈问题严重制约了复杂工业过程安全运行控制系统的实际性能与应用深度,也是本团队着力研究和解决的关键核心问题.

2 面向复杂工业过程的安全运行控制关键环节与技术进展

本节将切入具体的技术层面,逐一剖析安全运行控制技术内核、研究脉络与最新进展.通过对不同方法的原理阐释、性能对比与应用场景分析,揭示这些方法在破解复杂工业过程安全运行控制难题中的实践价值与局限性,为该领域的技术创新、体系构建及未来发展提供理论依据与参考.

2.1 安全运行控制全息感知方法

现代工业过程具有设备密集、流程复杂与参数

耦合性强的典型特征,其安全稳定运行直接关系到生产效率、人员设备安全以及环境的可持续发展。全息感知技术作为安全运行控制模型的核心基础,旨在通过对全要素、全流程、全时空的全面感知与智能分析,建立对工业过程运行状态的透明化认知体系。这一过程不仅推动了管理模式从被动应急向主动预警的转型,也实现了由局部监测到全局感知的跨越,是工业数字化与智能化转型中保障过程运行安全的关键环节。

针对工业过程高维变量与二元变量混杂导致监测维度割裂的问题,文献[22]提出连续变量和二元变量的统一低维子空间分析方法,实现了混合变量的系统级感知。面对工业过程重大异常识别中传感器噪声干扰的数据可靠性难题,文献[23]通过测量变化率和偏差分析消除噪声影响,提升了异常信号的精准度。针对泊松分布数据难以捕捉早期异常的局限,文献[24]开发基于机器学习的控制图,实现了该类数据的早期过程异常感知。在工业信息物理系统安全防护层面,文献[25]采用分层分布式入侵检测方法,构建了覆盖系统全域的安全监控体系,防范外部入侵引发的运行风险。针对行星齿轮箱健康监测缺乏有效感知手段的问题,文献[26]提出基于旋转编码器信号的监测方法,无需额外传感器即可实现设备健康状态辨识。面对金属增材制造过程缺陷难以及时发现的问题,文献[27]开发基于原位高速相机的缺陷检测新框架,通过提取高速成像数据流中的感兴趣区域信息,实现了制造缺陷的实时识别。在工业过程模态划分与多场景适配层面,针对定量信息与定性信息共存导致的多模式识别难题,文献[28]提出定量-定性信息融合的模式识别方法,突破了传统模态划分的信息壁垒。考虑非线性过程多模态特性对监测精度的影响,文献[29]设计多变量统计过程监测方案,提升了非线性场景下的异常感知能力。文献[30]提出了一种基于核局部线性嵌入偏最小二乘法的运行状态性评价方法。针对非高斯多模态过渡过程的状态评价与原因定位难题,文献[31]利用卷积循环神经网络对粉末床熔融熔池监测视频进行时空分析。面对多元时间序列动态监测需求,文献[32]提出概率可预测特征分析方法,建立多步动态预测监测框架,增强了过程状态的前瞻性感知。针对工业过程历史数据与在线数据分布背离导致的模型失效问题,文献[33]提出鲁棒迁移字典学习算法,保障了数据分布变化时的监测稳定性。面对不同类型工业数据的质量预测需求,文献[34]基于宽深序列模型构建数据驱动方法,实现了多源数据

的质量精准预测。为解决工业数据跨模态特征捕获与可解释性不足的问题,文献[35]设计数据模式相关可解释 Transformer 网络,通过定制化自注意力机制强化了同模态感知与跨模态关联提取。针对多模态场景下标注数据稀缺的局限,文献[36]提出半监督鲁棒传感器建模方法,实现了少标注数据下的多模态特性感知。在过程监测精细化与因果追溯层面,文献[37]结合多尺度卷积特征提取与因果关系推断,不仅实现了细致化过程监测,还能识别变量间相互作用以定位异常源头。针对集中式建模淹没局部变化信息导致早期非优状态难识别的问题,文献[38]提出了分布式动态评价方法,保留过程局部特性以提升早期异常识别效率。面对含不确定性的流程工业状态评价与原因追溯难题,文献[39]构建分层分块评价框架,实现了运行状态评估与非优原因定位的一体化。针对复杂工业过程 KPI 导向故障监测与传播路径识别难题,文献[40]提出分层监测与路径识别框架,通过“自上而下”的 KPI 监测与“自下而上”的故障溯源结合,实现了故障的精准定位与影响范围分析。针对当前过程监测和运行状态评价方法对工况信息感知不全面、漏报和误报现象严重等问题;文献[41]在深入研究工业现场数据静-动态特性协同感知方法的基础上,提出关键性能指标驱动的慢特征分析算法;文献[42]提出了一种基于监督慢特征分析的 LSTM 网络用于工业运行状态评价;文献[43]首次提出了一种基于概率图模型的过程运行状态评价方法。针对现有的工业过程运行状态评价模型往往无法考虑局部空间结构特征和时间序列样本中缓慢变化特征的问题,文献[44]提出一种基于最大信息系数的图卷积网络运行状态评价方法,旨在精准捕获过程数据中潜在空间结构的复杂相互作用机制。

综合来看,现有全息感知技术已在高维变量处理、复杂噪声抑制、设备专项监测与智能算法融合等方面形成较为完善的技术体系,不同方法在特定场景下各有优势,但部分方法仍存在共性局限问题。从共性局限来看,多数方法设计聚焦单一工况需求,对强非线性、小样本、高噪声等多约束叠加的复杂场景适配能力不足;跨模态数据的语义对齐与时空统一建模仍是核心瓶颈,多源异构信息的融合深度与保真度有待提升;感知环节与后续调控、优化环节存在明显割裂,未形成闭环联动,导致数据孤立、认知割裂、决策滞后的断层难以突破。从适用边界来看,统计类方法虽计算高效、可解释性强,但对复杂工况适应性有限;深度学习类方法特征提取能力突出,却受

限于强数据依赖与高部署成本;混合驱动的方法虽试图兼顾二者优势,但在机理知识与数据特征的融合深度上仍有欠缺,同时场景适配的准则仍不明确、体系尚未建立。

从现有研究进展与共性问题来看,安全运行控制模型全息感知未来的发展趋势应体现为更深层次的跨模态感知、更高效的边缘-云端协同以及更紧密的感知-控制一体化集成。跨模态感知的深化,将推动不同类型数据之间的语义对齐与结构映射,从而形成真正意义上的过程感知全要素透明。边缘-云端的协同演进,在保证实时性的前提下,可以实现复杂工况下的敏捷感知与动态鲁棒调度。感知与控制的一体化集成,将使全息感知不再停留于风险预警,而是延伸至动态风险研判,服务于决策生成与主动干预,推动工业过程从被动防御走向智能主动防御的安全运行格局。随着上述技术瓶颈的不断突破,全息感知技术将成为保障工业过程安全稳定运行的关键驱动力。

2.2 安全运行控制异常诊断方法进展

工业过程在长期运行中,受设备老化、工艺波动和外部干扰等因素影响,容易出现参数偏离、部件故障等异常情况。若未能及时检测与精准诊断,轻则导致产品质量下降、生产效率降低,重则可能引发安全事故与重大经济损失。因此,工业过程安全运行控制异常诊断方法作为工业过程安全运行的决策依据,其核心任务在于:基于工业机理知识与数据的深度分析,准确识别“正常/异常”状态边界,精准定位异常根源,并为工业过程安全运行决策提供支撑。随着工业数字化转型的加速,该领域研究正逐步由传统的经验驱动向数据驱动与知识驱动融合的范式转变,形成了方法多样、路径并行的技术格局。在工业数字化初始阶段,异常诊断主要依赖机理认知与统计分析的方法,典型方法包括主成分分析(principal components analysis, PCA)^[45]、偏最小二乘(partial least squares, PLS)^[46]、 k 近邻(k -nearest neighbor, k -NN)^[47]、局部离群因子(local outlier factor, LOF)^[48]等。这类方法通过构建显式的数学模型或规则,刻画工业过程的正常运行规律,并据此识别偏离规律的异常状态。然而,它们通常假设数据服从正态分布、变量间存在线性关系,因而在处理非线性、非高斯和动态时变的复杂工业过程时能够表现出明显的局限性。

为适应现代工业过程的复杂特性,近年来很多研究者在异常诊断方法上取得显著突破。研究方法

呈现出多维度、精细化的发展趋势。在异常检测与诊断的核心方法层面,针对钢铁行业能源系统中异常数据检测问题,文献[49]提出了基于自适应模糊聚类的异常数据检测方法;针对连续工业异常检测中统计特性深度挖掘的需求,文献[50]提出了连续平稳矩分析异常检测框架并应用于连续工业异常检测;针对数控铣削过程中刀具实时异常检测的需求,文献[51]提出了一种改进的基于概率和统计学的模型,用于构建时域中的刀具异常阈值,并将决策策略无缝集成到数控铣削系统中;针对慢速工业过程异常检测中主特征提取问题,文献[52]提出了基于鲁棒主慢特征分析的异常检测方法。在利用过程时空特性方面,针对工业过程故障检测中时空信息协同分析的需求,文献[53]提出了集成时空信息并行分析的 MoniNet 故障检测方法;针对复杂工业过程故障检测中时空交互信息利用的问题,文献[54]提出了利用交互信息的时空变分图注意力自编码器故障检测方法,文献[55]提出了一种趋势感知贴片特征融合 Transformer 用于振动信号的故障诊断。在提升诊断模型的鲁棒性与处理不确定性层面,针对无监督场景下工业故障检测与诊断的需求,文献[56]提出了结合分布差异与 Lasso 惩罚的无监督故障检测与诊断方法;针对工业过程故障诊断中邻域特征与鲁棒性提升的需求,文献[57]提出了集成最远-最近距离邻域、局部投影与 Bootstrap 方法的工业过程故障诊断方法;针对安全相关产品质量监测故障诊断中的不确定性处理需求,文献[58]提出了考虑不确定性的集成组合质量监测故障诊断方法。在面向特定工业场景的应用层面,针对机械加工过程的异常诊断问题,文献[59]提出了一种新型异常数据驱动诊断系统;针对滚动轴承剩余寿命预测中异常信息利用的问题,文献[60]提出了结合异常检测与多步估计的剩余寿命预测方法;针对非平稳过程中与输出相关的故障检测问题,文献[61]提出了基于构造性相关自编码器和降维相关深度神经网络的输出相关故障检测方法;针对电熔镁冶炼过程异常工况诊断中的小数据问题,文献[62]提出了基于迁移学习的贝叶斯网络异常工况诊断方法。在系统级框架与协同策略层面,针对工业系统中静动态协同故障检测与隔离的高精度需求,文献[63]提出了全解耦高阶动态模态分解的先进静动态协同故障检测与隔离方法;针对高炉故障识别与自修复控制动作推理的协同需求,文献[64]提出了数据与知识协同驱动的高炉故障识别及自修复控制动作推理框架;针对复杂化工过程实时故障诊断的需求,文献[65]提出

了用于复杂化工过程实时故障诊断的专家系统方法。

综合来看,现有异常诊断方法技术体系完整,不同方法在适用场景与核心优势上各有侧重,但仍面临共性短板明显、适用场景边界不明确的挑战。从共性局限来看,多模态异构数据的统一表征与融合机制尚未完善,现有方法多针对单一类型数据设计,难以实现传感数据、生产日志、环境参数等多源信息的深度融合,导致跨场景应用的泛化能力不足;小样本、弱标注甚至无标注条件下的诊断性能有待提升,多数智能方法依赖大量高质量标注数据,在工业现场数据稀缺、标注成本高的场景中稳健性与自适应性薄弱;部分深度学习虽诊断精度优异,但异常形成机理与传播路径难以解析,难以满足高风险行业对决策透明性与可信性的严格要求;对动态演化的适配能力有限,现有方法多针对稳态或慢变工况设计,对工况切换、负载突变等动态场景下的瞬时异常捕捉与演化趋势预判能力不足。从适用边界来看,传统统计方法适用于简单、稳态工况,优势在于高效性与可解释性,但复杂场景适应性差;现代智能方法虽能处理非线性、非高斯数据,却存在数据依赖强、部署成本高的问题;系统级协同框架适配复杂工业系统的整体诊断需求,但建模复杂度高、实时性难以平衡,尚未形成明确的场景适配准则。

在现有研究积累的基础上,工业过程异常诊断方法已经经历了由理论探索到技术突破再到场景应用的演进过程。传统机理与统计方法构建了早期的技术框架,满足了简单工况下的安全需求。近年来的智能化异常诊断方法,通过深度挖掘数据特征、融合多源信息并引入先进学习模型,显著提升了复杂工况下的诊断精度与适应性,实现了从定性识别向定量评估、从事后分析向事前预警的拓展。这些进展不仅推动了方法体系的完善,也在冶金、化工等多个行业场景中展现了较高的应用价值。未来,异常诊断方法的发展趋势将更加突出跨模态数据的深度融合,为此,应构建统一的多源异构信息表征体系,实现对工业过程状态的全面刻画;强化小样本、弱标注场景下的自适应学习机制,通过迁移学习、半监督学习等技术降低对标注数据的依赖;引入因果推理与可解释人工智能方法,揭示异常的形成机理与传播路径,提升诊断结果的可信度与可追溯性;深化动态工况适配能力,构建能够捕捉瞬时异常与演化趋势的动态诊断模型。随着这些方向的逐步突破,工业过程异常诊断将从单纯的数据驱动走向数据与知识深度耦合,进一步支撑系统的本质安全、运行韧性以及智能决策能力的全面提升。

2.3 安全运行自主决策机制与关键方法

在安全运行控制模型中,安全运行自主决策机制是实现风险闭环管控的核心环节。当全息感知技术捕捉到异常信号、诊断技术定位异常根源后,自主决策机制需自动生成科学可行、可信、可靠的“三可”处置方案,并在必要时直接驱动执行单元完成干预,从而减少对人工经验的依赖,缩短响应时间,提升模型的韧性与可靠性。该机制的价值在于能够在复杂、动态且高风险的环境下,于秒级甚至毫秒级完成风险评估、处置方案生成、优先级排序与指令下达,从而避免因人工决策延迟引发的风险扩散。以前决策环节主要依赖人工经验和静态规则,但随着工业过程的大型化与智能化发展,这种人工依赖与规则僵化已难以满足现代复杂场景的安全需求。

围绕现代工业多样化的场景需求,工业智能决策研究已经在多个方向取得显著突破。在面向特定工业过程的智能操作与决策层面,针对过程数据稀缺问题,文献[66]提出了基于贝叶斯网络迁移学习的调控方法;针对铁矿石烧结过程异常运行模式下的智能决策问题,文献[67]提出了基于异常运行模式预测的铁矿石烧结过程智能决策策略;针对复杂污水处理过程的智能决策问题,文献[68]提出了基于图嵌入的复杂污水处理过程智能工业决策方法;针对复杂工业过程的操作调整框架构建问题,文献[69]提出了基于混合贝叶斯网络的复杂工业过程操作调整框架;针对工业废水处理中混凝剂投加量的优化决策问题,文献[70]提出了基于数据驱动的工业废水处理混凝剂投加量优化决策模型;针对高瞬态工业过程中操作人员的决策支持问题,文献[71]提出了基于强化学习的高瞬态工业过程操作人员决策支持方法。在故障诊断与响应的风险决策与融合策略层面,针对工业过程故障诊断的最小风险决策问题,文献[72]提出了基于归一化相对RBC的最小风险贝叶斯决策工业过程故障诊断方法;针对工业过程复杂决策问题,文献[73]提出了基于LSTM的决策模型;针对工业过程决策融合问题,文献[74]提出了用于工业过程故障检测与识别的决策融合系统;为了处理多种异构故障检测和诊断方法的应用实现决策融合,文献[75]提出了一个基于离散贝叶斯网络的融合框架;针对振荡诊断应用中的决策流程构建问题,文献[76]提出了一个基于格兰杰因果关系与传递熵的对比分析方法。在工业系统安全评估与协同防御决策层面,针对工业信息物理系统中的跨层安全决策问题,文献[77]提出了基于博弈论的工业信息物理系统跨层安全决策方法;针对自主决策

面临的挑战,文献[78]将工业人工智能与工业控制和优化技术,以及工业互联网与工业计算机管控系统紧密结合与协同,提出了一种针对复杂工业过程的智能运行优化决策方法.文献[79]提出云环境下工业信息物理系统现场层安全策略决策方法;针对无人值守工业控制系统安全策略的协同与多目标优化问题,文献[80]针对流程工业中慢时变现象,持续变化的工况会导致生产调度的最优操作条件偏移,原有的决策方案不再适用的问题,提出了一种基于事件-时间触发的动态调度方法,文献[81]提出了工业控制系统入侵响应的动态决策方法.在系统级架构与自动化决策支持层面,针对分布式自动化系统自修复的决策支持问题,文献[82]提出了基于故障树分析的云架构分布式自动化系统自修复决策支持系统;针对零缺陷制造时代缺陷事件下的决策自动化问题,文献[83]提出了用于缺陷事件决策自动化的混合决策支持系统.整体而言,上述研究成果构建了以知识迁移、博弈论建模、融合学习与强化学习为代表的多元化技术体系,为自主决策机制的演进奠定了坚实基础.

综合来看,现有自主决策方法已在特定场景适配、多技术融合、系统级架构构建等方面取得显著进展,不同技术路径在解决数据稀缺、风险量化、协同防御等具体问题上各有优势,但仍存在突出的共性局限与适用边界模糊问题.从共性局限来看,小样本与数据分布漂移下的决策稳健性不足,多数模型依赖大量高质量标注数据,在工业现场数据稀缺、工况波动导致数据分布变化的场景中,易出现性能退化;跨过程协同决策能力薄弱,现有方法多聚焦单一工序或局部系统,缺乏对全厂多工艺耦合场景的全局优化考量,难以实现跨环节、跨层级的协同决策;可解释性与透明度不足,部分智能决策方法存在“黑箱”特性,决策逻辑与因果关联难以追溯,难以满足高风险行业对决策可信性与责任可追溯的严苛要求;动态工况适应性有限,对瞬时负载突变、多故障并发等极端动态场景的响应速度与决策优化能力有待提升.从适用边界来看,贝叶斯网络与迁移学习方法适用于小样本、弱关联场景,但计算复杂度随变量维度增加而显著上升;强化学习与博弈论方法在动态优化、对抗性决策场景中表现突出,却存在训练成本高、收敛速度慢的问题;融合学习与系统级架构方法适配复杂协同决策需求,但建模难度大、实时性难以平衡,尚未形成明确的场景适配标准.

在现有研究的推动下,自主决策机制已经实现了从经验驱动向算法驱动的阶段转型.未来,自主

决策发展趋势将聚焦于破解共性局限、明晰适用边界:通过跨模态数据融合与知识驱动建模深度耦合,提升模型对复杂场景的泛化能力;在弱监督与自监督学习框架下优化模型训练机制,增强对数据稀缺与环境不确定性的适应性;引入可解释人工智能与因果推理技术,揭示决策逻辑的内在关联,实现决策过程的透明化与责任可追溯;构建跨层级协同决策框架,突破单一过程决策的局限,满足全厂多工艺耦合的全局优化需求.随着这些方向的持续突破,安全运行自主决策机制有望实现真正意义上的高效、可信与智能闭环,成为安全运行控制模型的关键支撑力量.

2.4 安全运行控制动态调控方法研究进展

在安全运行控制的全流程闭环中,调控环节是衔接自主决策与现场执行的关键,其目标在于将决策生成的最优方案有效落地,并通过精准干预实现工业过程风险的遏制与消除.不同于侧重策略生成的自主决策机制,动态调控更侧重于在动态、不确定的工业流程中实现方案的精准执行.其核心任务是将宏观的决策指令转化为一系列可执行、高精度的具体操作量,并在实际运行环境中可靠地付诸实践,从而有效遏制与消除过程风险.然而,面对工艺参数强耦合、设备间需协同联动以及连续与间歇生产模式交替等复杂生产特性,该环节必须通过对关键过程变量的动态调控,将抽象决策指令转化为与实际生产节奏高度匹配的控制动作,进而实现对潜在风险的实时干预与主动消除.

随着化工、矿物加工、冶金等工业过程向大型化、智能化与连续化方向演进,传统依赖单一设备与固定阈值的控制策略已难以应对复杂场景下的多变量协同异常与风险动态扩散问题.因此,控制策略逐渐向自适应控制、多单元协同控制与工艺安全联动控制等方向演进.这些方法不仅强调将安全约束与过程动态特性有机结合,更注重在多工序与跨过程场景下的实时适配性与鲁棒性,成为保障复杂工业过程安全、稳定、高效运行的重要支撑.针对上述工业过程的控制需求与传统方法局限,许多研究者结合不同工业场景的工艺特性,提出了一系列具有场景适配性的安全运行控制策略与方法.在面向复杂工况的异常识别与自愈控制层面,针对电熔镁炉熔炼过程工况波动大、异常工况频发且人工干预滞后的问题,文献[84]提出了基于多源数据与专家规则驱动的异常识别-自愈控制一体化方法;针对多变量过程故障后难以快速自愈恢复的问题,文献[85]提

出了基于简单相关与典型相关分析的自愈控制策略;针对过程控制回路中多源振荡叠加难以分离与辨识的问题,文献[86]提出了修正型变分模态分解算法,以实现多振荡模式的自适应提取与根因定位.在融合机理与数据的优化与安全控制层面,针对煤化学链气化过程强非线性与高风险并存的挑战,文献[87]提出了融合机理建模与复杂风险动态计算的在线优化控制方法;针对黄金湿法冶炼浓密过程工况多变且安全样本稀缺的难题,文献[88]提出了基于贝叶斯网络迁移学习的安全控制建模方法;针对黄金湿法冶炼浓密过程异常工况下安全控制难题,文献[89]提出了基于贝叶斯网络的异常-安全耦合建模与在线安全控制方案.在系统级协同与一体化控制框架层面,针对自主系统在复杂环境下高层决策与实时控制难以协同的问题,文献[90]提出了将分层马尔可夫决策过程与模型预测控制融合的分层决策-控制一体化方法;针对不确定多智能体系统在避碰等安全约束下的编队控制问题,文献[91]提出了基于贝叶斯高斯过程估计的安全二次规划控制方法.在面向安全威胁与因果发现的高级控制策略层面,针对虚假数据注入攻击下有源配电网储能系统运行安全问题,文献[92]提出了基于攻击检测-弹性控制协同的安全防护策略;针对动态系统在线安全评估缺乏实时证据融合机制的问题,文献[93]提出了基于证据推理的在线安全态势评估方法;针对大型工程多安全指标耦合且难以追踪溯源的问题,文献[94]提出了解析式可追溯安全约束建模与实时控制方法;针对工业过程安全运行控制中存在的虚假因果关系,文献[95]提出了基于跨时空稳定因果动态贝叶斯网络的工业过程安全控制方法,通过跨时空数据挖掘变量间的稳定因果关系,构建动态贝叶斯网络模型,据此生成贴合真实工艺机理的控制策略,避免因虚假因果导致的控制失准,提升工业过程安全控制的可靠性与科学性,文献[96]提出了基于时延转移熵的浮选过程安全运行贝叶斯网络控制方法,该方法在贝叶斯信息准则评分函数的基础上,结合转移熵,消除变量历史状态对因果识别的干扰,通过计算变量之间的信息交互作用,更准确地描述变量之间的因果关系.

综合来看,现有动态调控方法技术体系多元化,不同方法在应对非线性、不确定性、多源干扰等具体问题上各有优势,但部分方法应用局限性较强.从共性局限来看,极端工况下的实时鲁棒性不足,现有方法多在常规工况下表现稳定,但面对强扰动、多故障并发等极端场景时,控制响应速度与抗干扰能力难

以满足需求;跨场景迁移能力薄弱,多数方法针对特定工业场景定制开发,依赖场景化数据与参数配置,在工艺切换、设备升级等新场景中适配成本高;瞬时依赖关系刻画不充分,工业过程中变量间的快速交互效应难以被精准捕捉,导致动态调控的及时性与精准度受限;部分智能调控方法的控制逻辑缺乏明确的物理机理支撑,控制动作的因果关联难以解析,难以满足高风险行业对控制可靠性的严苛要求.从适用边界来看,专家规则与多源数据融合方法适用于工况波动相对平缓、机理认知清晰的场景,但对复杂非线性关系的适配能力有限;迁移学习与耦合建模方法在小样本、工况多变场景中优势突出,却存在模型泛化边界不明确的问题;因果驱动与安全二次规划方法在高风险、多约束场景中控制精度优异,但计算复杂度较高,在实时性要求严苛的场景中部署难度大,尚未形成统一的场景适配准则.

回顾既有研究,动态调控正呈现出鲜明的场景导向与技术多元化特征,从机理建模与风险计算的结合,到因果驱动的智能动态调控,控制方法正不断从固定阈值策略演进至自适应、智能化与自主化的方向.未来,动态调控方法的发展需聚焦共性局限与适用边界优化:通过强化极端工况下的鲁棒控制算法设计,提升复杂环境中的抗干扰能力与响应速度;构建跨场景自适应建模框架,降低方法在新场景中的适配成本,提升迁移性;深化瞬时依赖关系建模技术,精准捕捉变量间快速交互效应,优化调控及时性与精准度;引入可解释性建模机制,结合工业机理与因果推理,明确控制动作的逻辑关联,提升控制策略的可信度与可追溯性.通过这些方向的突破,将进一步支撑新一代复杂工业过程的安全、稳定与高效运行.

2.5 安全运行控制协同优化方法进展

复杂工业过程的安全运行控制模型涉及多源数据的感知、异常的诊断、决策的生成与动态调控的落实.由于这些环节相互依赖、彼此耦合,仅依靠单一环节的独立优化难以全面应对复杂工况下的安全风险.为此,安全运行控制模型中协同优化逐渐被提出并发展为关键环节,其核心目标是通过跨环节、跨过程乃至跨系统的全局协调,实现工业过程安全性与稳定性前提下的整体最优^[97-100].随着新一代人工智能技术的快速发展,协同优化技术不断取得突破,其研究内容也逐渐从单过程的局部优化扩展到跨过程的耦合建模与多层级协同,从确定性场景的优化推广到不确定扰动下的鲁棒求解,从单目标导向演化

为安全性、稳定性与高效性并重的多目标优化. 这些进展不仅丰富了安全运行控制的理论体系, 也为复杂工业过程的智能化运行提供了坚实支撑.

协同优化的核心思想在于在复杂工业过程中同时考虑安全性、稳定性和经济性等多重目标, 通过跨环节、跨过程的全局协调实现整体最优. 在明确安全边界的前提下, 协同优化依托工业数据打通信息孤岛, 以知识锚定安全基准, 并通过跨过程的协同决策打破局部壁垒, 从而推动了工业过程主动协同优化. 近年来, 学术界已开展了大量探索. 例如, 针对大规模制造过程数据体量庞大、质量相关故障难以实时检测的问题, 文献 [101] 提出云边协同的分层检测框架, 实现了云端全局建模与边缘实时诊断的协同优化; 针对化工园区火灾引发的连锁事故机理复杂性, 文献 [102] 构建了多尺度耦合模型, 揭示了火灾连锁效应的动态演化规律; 文献 [103] 引入动态贝叶斯网络, 实现了跨单元的协同风险评估与关键节点识别. 在过程分布式优化方面, 文献 [104] 提出自组织级联协同优化方法, 突破了传统集中式优化难以扩展的瓶颈; 文献 [105] 将鲁棒模型预测控制应用于高速列车多目标冲突场景, 实现了安全监测与运行规划一体化. 面向复杂动态环境, 文献 [106] 针对冷却塔多参数耦合问题, 提出了跨区域能效同步提升的协同优化方案. 此外, 不少研究聚焦于跨尺度建模与多目标权衡. 例如, 文献 [107] 提出了热-质解耦与跨尺度正则化优化框架, 缓解了病态优化难题; 文献 [108] 构建适用于综合能源系统的多目标鲁棒优化框架, 在经济性、可靠性与韧性间实现了协同平衡. 与此同时, 智能优化方法的融合也成为重要趋势, 文献 [109] 在高超声速飞行器任务规划中实现了解析与数值的高效融合. 在安全与人机协作层面, 文献 [110] 提出多目标权衡框架, 实现了多目标的无人值守工业控制系统安全协同控制; 文献 [111] 提出基于交通信息物理系统的车辆速度与交通信号协同优化控制方法, 实现了车辆速度与交通信号协同优化控制; 文献 [112] 利用信息熵产生初始群体, 增加初始群体的多样性, 并将混沌优化的遍历特性引入融合的遗传-蚁群算法, 实现了参数的自适应控制以及遗传算法与蚁群算法混合优化策略的有机集成; 文献 [113] 探索了人机共融条件下的安全驱动型协同优化; 文献 [114] 介绍了复杂工业过程的数据驱动的混合智能运行优化控制方法和运行控制仿真系统, 并以赤铁矿磨矿过程为应用研究案例介绍了整个研究过程; 文献 [115] 针对不确定性、强非线性及非平稳等特点导致城市固废焚烧过程安全稳定和绿色高效

运行难以保证的问题, 提出了一种城市固废焚烧过程动态协同优化方法, 其能够在提高系统发电效率的同时降低烟气污染物排放及运行成本. 在过程迁移方面, 文献 [116] 提出了一种改进的 JYKPLS (joint-Y kernel partial least squares, JYKPLS) 迁移模型来解决批次过程数据缺失的问题; 文献 [117] 提出了基于潜在变量过程转移模型的批次间自适应优化控制策略; 文献 [118] 提出了一种基于过程迁移模型的即时学习和信任区域的最优补偿控制策略批处理方法; 文献 [119] 提出了一种基于多模型迁移和贝叶斯模型平均方法的非线性工业过程最小成本建模优化方法.

综合来看, 现有协同优化方法在应对数据海量性、耦合复杂性、不确定性等具体问题上各有优势, 但仍存在显著的共性局限与适用边界模糊问题. 从共性局限来看, 不确定性与极端工况下的鲁棒性不足, 现有方法对强扰动、突发故障等极端场景的适配能力有限, 难以保障全局优化目标的稳定实现; 跨系统耦合机制不完善, 不同环节、不同层级间的信息交互与协同逻辑缺乏统一框架, 导致全局协调效率偏低, 易出现局部优化与整体最优的冲突; 瞬时依赖关系建模能力薄弱, 对工业过程中变量间快速交互引发的风险传导与耦合效应刻画不充分, 影响协同优化的及时性与精准度; 人机协同下的可解释性与透明性欠缺, 部分智能优化算法的决策逻辑难以追溯, 难以满足高风险行业对优化过程可信性与责任可追溯的要求; 工程落地适配性不足, 多数方法聚焦理论建模, 对工业现场的设备异构性、数据质量差异等实际问题考虑不周, 导致理论与工程应用存在鸿沟. 从适用边界来看, 云边协同与分布式优化方法适用于大规模、多节点的工业系统, 但存在通信延迟与数据同步的挑战; 多目标鲁棒优化与跨尺度建模方法在复杂约束、多目标冲突场景中优势突出, 却面临计算复杂度高、求解效率低的问题; 迁移学习类方法适配数据缺失、工况多变的场景, 但迁移边界不明确, 易出现模型泛化性能退化; 人机共融与智能算法融合方法适用于高风险、需人工干预的场景, 但人机交互接口与协同机制尚未标准化, 适配成本较高.

从研究进展来看, 协同优化方法正由传统的单一目标与集中式方法, 逐步演化为面向复杂系统的多目标、多层次、跨尺度与分布式优化框架. 未来, 协同优化方法的发展需聚焦共性局限与适用边界优化: 深化多源异构信息深度融合技术, 构建统一的跨系统协同框架, 提升全局协调效率; 强化不确定性下的鲁棒求解算法设计, 增强极端工况的适配能力; 引入

因果推理与可解释性机制,提升人机协同决策的透明度与可信度;强化理论与工程的衔接,充分考虑工业现场实际约束,提升方法的落地适配性.通过这些方向的持续突破,协同优化有望成为推动复杂工业过程由安全可控迈向智能协同的关键技术引擎.

3 新一代安全运行控制一体化研究框架及其在矿物加工过程中的应用

3.1 安全运行控制协同优化方法进展

在复杂工业过程的安全运行体系中,长期存在着机理驱动、知识驱动与数据驱动的三元割裂现状^[120-123].机理模型以物理规律、化工原理和工艺规范为基础,能够明确安全边界与运行约束,为控制策略提供坚实的理论依据.然而,在矿物加工、化工、冶金等高维、多变量、非线性且强扰动的工业场景中,单一机理模型常因建模误差、环境扰动及参数不确定性等因素,难以维持控制的精度与鲁棒性^[124-126].相比之下,数据驱动方法依托传感器网络与工业大数据,具有较强的模式识别与动态预测能力,能够有效捕捉变量间的复杂耦合关系与系统演化规律^[127-129].但其局限性在于对安全边界认知不足,决策过程往往呈现“黑箱”特性,在高风险工况下面临可靠性与可解释性不足的挑战^[130-133].知识驱动方法则侧重于融合经验知识、理论原理与现场工艺,能够在不确定性环境中为控制策略提供灵活调整的支持,然而在复杂系统中也面临建模复杂度高、参数时变等难题^[134-138].由此可见,单纯依靠机理、数据或知识中任一驱动方式,均难以满足现代工业对运行安全性、稳定性和高效性的综合需求,知识与数据混合驱动的一体化控制模式因此成为重要研究方向.

知识与数据混合驱动的安全运行控制框架,其核心在于推动工业知识与数据学习深度融合,并在控制环节中构建双向互动机制.工业知识为数据建模提供结构化约束,保障控制策略始终处于安全边界内;数据驱动则借助实际工况与生产经验持续优化控制策略,增强其适应性与可靠性.在建模阶段,工业知识模型通过提供先验规则,如设备物理极限与工艺指标合理区间,辅助筛选关键变量,剔除冗余信息,从而提升建模效率与质量.同时,知识驱动方法通过多源数据结合图模型^[139-141]、Transformer^[142-144]等先进时空建模手段,有效识别非线性关系与系统演化模式,弥补纯机理模型在参数时变和工况波动下的表征不足.在决策与调控阶段,工业知识被转化为数学约束并嵌入模型中,确保控制输出符合安全运行要求.数据驱动的优化算法则根据实时工况进行自适应调整,可结合强化学习等技术实现动态调

度与参数优化.在这一架构中,知识与数据的交互发挥了关键作用.知识层提供安全底线与异常判别准则,数据层则通过实时反馈修正模型、补充新工况信息与潜在故障模式,二者协同构建出可解释、强鲁棒且实时响应的闭环控制机制.

安全运行控制框架有效突破了单一驱动模式的局限,在多个方面体现出显著优势.传统控制方法从事后处置转向事前预警与事中动态调节,能够应对极端工况与强扰动环境.控制范围从单点环节扩展至感知、诊断、决策、调控与优化的全局链条,实现真正意义上的过程协同.安全运行控制的决策过程从“黑箱”决策转变为机理支撑下的透明化决策,具备良好的可解释性与物理意义.面向矿物加工等典型复杂工业过程,该框架不仅提升了控制系统的稳定性与高效性,也为后续一体化应用研究提供了系统化的方法论基础.

3.2 矿物加工过程安全运行控制案例

针对矿物加工过程安全运行控制面临的过程动态性、时延现象、虚假因果关系以及碎片化控制等难题,作者团队提出了相应的解决方法.本节聚焦其中一项矿物加工过程安全运行控制应用成果进行阐述.煤炭分选过程作为矿物加工环节中的典型代表,具有流程链条长、设备类型多、物料性质复杂、工况扰动频繁等特点,其安全运行直接关系到产品质量、能源消耗与生产稳定性^[145-147].实际运行中,选煤厂常面临介质浓度波动、管路堵塞、分选设备失稳、粉尘与水汽对传感器的干扰等问题,一旦处置不及时,极易引发效率下降甚至安全事故.因此,如何保障动态环境下选煤过程的安全稳定运行,是安全运行控制研究的核心挑战.

非平稳特性是复杂工业过程安全稳定运行的共性难题^[148-149].非平稳工业过程具有参数与结构随时间演化的特征,系统状态、过程参数持续波动,单一固定模型难以精准刻画其行为,加之多变量关联与内在耦合性,进一步增加了过程理解与控制难度,影响控制策略有效性与决策准确性.针对上述问题,本节介绍一种基于弹性时变动态贝叶斯网络的非平稳复杂工业过程安全控制方法^[150].该方法以向量自回归模型为基础,在应用过程中提取多个变量之间的时间变化特征,动态更新模型结构和参数,确保模型始终能够准确地描述工业过程的动态变化.针对非平稳过程,构建全局工业过程非平稳特性检测模型,通过差分引导去除非平稳性.此外,利用煤炭分选过程全局信息建立弹性时变动态贝叶斯网络模型,从

时变过程中捕获多变量之间的因果关系,并识别出潜在异常工况.将时间序列数据投影到有限维空间,学习出弹性时变动态贝叶斯网络模型的结构和参数后利用概率密度函数精准定位异常时间片,确定引起异常工况的过程变量.最后,将异常变量作为证据输入到弹性时变动态贝叶斯网络模型中推理出能消除异常工况的决策方案,并将决策方案转换为鲁棒的调控操作.

如图2所示,为实现非平稳复杂工业过程的安全运行控制,基于弹性时变动态贝叶斯网络的建模与应用流程可划分为3个主要阶段.第1阶段是感知与诊断及数据预处理.对工业过程数据进行初步分析,采用ADF平方根检验方法判断其平稳性^[151];若检测结果显示存在非平稳性,则对数据执行差分

处理,以实现平稳化.随后,将平稳化后的数据与原始平稳数据进行融合,并开展相关性分析,从而量化和评估不同变量之间的关系与依赖性,为后续因果结构建模奠定基础.第2阶段是弹性时变动态贝叶斯网络的结构与参数学习.在这一环节,通过构建能够反映工业过程变量因果关系的网络结构,捕捉变量在不同时段下依赖关系的动态演化特征.基于学习得到的网络结构与参数,可以对异常时刻进行精准定位,并进一步识别导致异常的关键过程变量,从而揭示复杂工况下风险的内在传播机理.第3阶段是决策推理与调控优化.在该阶段,将异常数据作为证据输入弹性时变动态贝叶斯网络,利用推理机制生成能够消除或缓解异常工况的最优决策方案,并将该方案转化为鲁棒的调控指令应用于煤炭分选过程,实现异常处置与过程运行的安全运行控制.

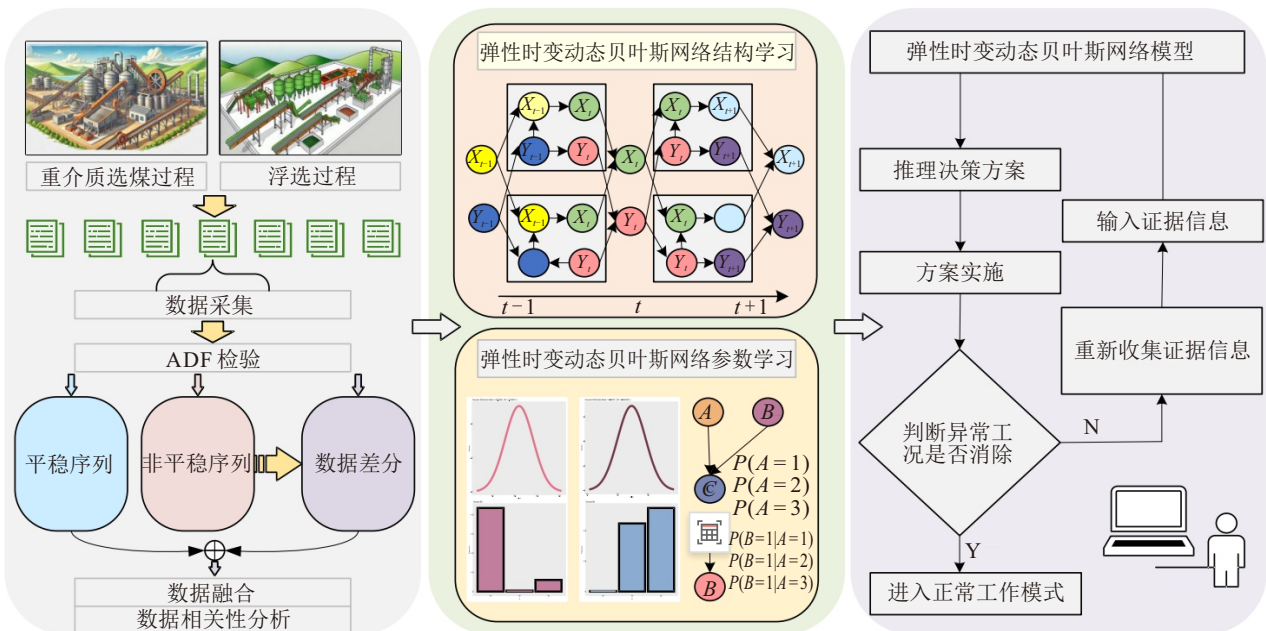


图2 基于弹性时变动态贝叶斯网络的非平稳复杂工业过程安全控制方法流程^[150]

综上所述,基于弹性时变动态贝叶斯网络的非平稳复杂工业过程安全控制方法能够有效应对煤炭分选过程中的非平稳性挑战,实现从数据预处理、因果结构建模到异常定位、决策推理、动态调控与全局优化的全链路闭环.该方法不仅提升了对复杂工况下异常的识别与诊断能力,而且能够在安全边界约束下生成鲁棒的调控策略,从而保证煤炭分选过程在动态扰动环境下的稳定性与安全性.该案例验证了知识与数据混合驱动的安全运行控制一体化框架在矿物加工过程中的可行性与应用价值,也为其他非平稳复杂工业过程的安全运行控制提供了方法借鉴与实践参考.

4 复杂工业过程安全运行控制挑战与展望

为了实现复杂工业过程“全息感知-异常诊断-自主决策-安全控制-协同优化”的一体化需求,未来研究需要进一步围绕安全运行控制展开更深入的系统性理论与工程应用探索.

1) 在安全运行控制全息感知方面,需重点突破多源异构数据融合与高维动态过程建模的核心瓶颈.当前工业场景中传感数据、生产日志、环境参数等多类型数据存在语义异构、时空异步等问题,导致全局状态感知精度不足,难以支撑精准因果溯源.未来应聚焦跨模态数据对齐技术、动态特征自适应提取方法的研发,结合数字孪生与工业互联网平台的深度融合,构建虚实联动的全流程感知体系.通过突破动

态精度衰减、跨工序数据同步延迟等关键问题,实现了物理实体与数字孪生体的实时映射和全局一致性表达,为后续异常诊断与风险预判提供高保真的数据基础。

2) 在安全运行控制异常诊断方面,需强化对瞬时依赖关系与临界状态演变的表征能力。现有方法多针对稳态工况下的显性异常设计,对工况切换、负载突变等场景下的隐性异常识别滞后,且难以追溯异常传播路径。未来研究应聚焦动态因果网络建模、临界状态阈值自适应更新算法,实现对微小异常的早期感知、演化趋势预测与根因定位;同时需提升诊断模型在复杂干扰环境下的鲁棒性,确保在高噪声、强耦合的工业场景中仍能稳定输出可靠诊断结果。

3) 在安全运行控制自主决策方面,核心是破解高风险场景下智能决策的可解释性与可信性难题。当前基于数据驱动与深度学习的决策方法存在“黑箱”缺陷,决策逻辑难以被操作人员理解和验证,无法满足工业安全对透明决策的严苛要求。未来应推动可信因果推理、人机协同机制与自适应强化学习的深度融合,推进因果链驱动与意图驱动的方法,构建可解释、可追溯的决策框。通过因果结构学习明确变量间的逻辑关联,使人机协同模块实现人类经验与算法优化的互补,借助自适应强化学习动态适配复杂工况变化,推动决策模式从“辅助建议”向“自主闭环控制”跨越,提升高风险工况下决策的可靠性与实用化水平。

4) 在安全运行控制动态调控方面,需完善风险传播初期的快速响应机制。现有控制方法多依赖预设规则或稳态模型,对异常发生后的动态演化过程适应性不足,导致干预措施滞后于风险传播速度,易引发连锁反应。未来研究应聚焦基于实时状态甚至超时状态反馈的自适应调控算法,结合现代控制理论,构建快速闭环响应体系;同时需考虑调控策略的稳定性与安全性及高效性的平衡,避免过度调控导致生产不稳定,实现风险快速抑制与生产连续运行的协同。

5) 在安全运行控制协同优化方面,需构建多目标、跨层级的全局优化体系。复杂工业过程涉及设备、工序、车间、企业等多个层级,各环节的局部优化易引发全局利益冲突,且安全目标与生产效率、能耗成本等目标存在耦合制约关系。未来应聚焦跨层级分布式协同优化策略、多目标权衡决策模型的研发,借助工业互联网平台打破层级间、环节间的数据壁垒,实现安全约束下生产效率、资源消耗、成本控制的全局最优;同时探索跨企业、跨产业链的安全协

同机制,以应对供应链波动、外部环境突变等系统性风险,提升复杂工业过程的整体安全韧性。

参考文献 (References)

- [1] 胡健. 全球煤炭资源利用现状、供需格局及发展趋势[J]. *中国煤炭*, 2024, 50(11): 153-162.
(Hu J. The utilization status, supply and demand pattern, and development trend of global coal resources[J]. *China Coal*, 2024, 50(11): 153-162.)
- [2] 柴天佑, 郑锐, 邢方新, 等. 工业过程控制智能化及未来发展展望[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(7): 1555-1570.
(Chai T Y, Zheng R, Xing F X, et al. Intelligence for industrial process control: Development and prospects[J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2025, 55(7): 1555-1570.)
- [3] 桂卫华, 曾朝晖, 陈晓方, 等. 知识驱动的流程工业智能制造[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(9): 1345-1360.
(Gui W H, Zeng H Z, Chen X F, et al. Knowledge-driven process industry smart manufacturing[J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2020, 50(9): 1345-1360.)
- [4] 柴天佑. 工业人工智能与工业互联网协同实现生产过程智能化及其未来展望[J]. *控制工程*, 2023, 30(8): 1378-1388.
(Chai T Y. Industrial AI and industrial Internet collaboratively achieving production process intelligence and its future perspectives[J]. *Control Engineering of China*, 2023, 30(8): 1378-1388.)
- [5] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. *智能科学与技术学报*, 2019, 1(1): 1-3.
(Zheng N N. The new era of artificial intelligence[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2019, 1(1): 1-3.)
- [6] 阳春华, 孙备, 李勇刚, 等. 复杂生产流程协同优化与智能控制[J]. *自动化学报*, 2023, 49(3): 528-539.
(Yang C H, Sun B, Li Y G, et al. Cooperative optimization and intelligent control of complex production processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(3): 528-539.)
- [7] Knospe C. PID control[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2006, 26(1): 30-31.
- [8] García C E, Prett D M, Morari M. Model predictive control: Theory and practice — A survey[J]. *Automatica*, 1989, 25(3): 335-348.
- [9] Dorato P. A historical review of robust control[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1987, 7(2): 44-47.
- [10] Astrom K J. *Mathematical System Theory: The Influence of RE Kalman*[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 1995: 437-450.
- [11] Li Z J, Yang C G, Fan L P. Intelligent control[C]. *Advanced Control of Wheeled Inverted Pendulum*

- Systems. London: Springer, 2013: 127-173.
- [12] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260.
- [13] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [14] Corso G, Stark H, Jegelka S, et al. Graph neural networks[J]. *Nature Reviews Methods Primers*, 2024, 4: 17.
- [15] 钱锋. 人工智能赋能原材料工业新型工业化[J]. *智能制造*, 2024(1): 7.
(Qian F. Artificial intelligence empowers new industrialization of raw material industry[J]. *Intelligent Manufacturing*, 2024(1): 7.)
- [16] Zinober A S I. Deterministic control of uncertain systems[C]. Proceedings of ICCON IEEE International Conference on Control and Applications. Jerusalem, 2002: 645-650.
- [17] Knowles J D, Watson R A, Corne D W. Reducing local optima in single-objective problems by multi-objectivization[C]. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2001: 269-283.
- [18] Wang D, Li X, Xin P, et al. Supplementary heuristic dynamic programming for wastewater treatment process control[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 247: 123280.
- [19] 柴铮, 汪嘉业, 赵春晖, 等. 面向工业监控典型监督任务的深度迁移学习方法: 现状、挑战与展望[J]. *中国科学: 信息科学*, 2023, 53(5): 821-840.
(Chai Z, Wang J Y, Zhao C H, et al. Deep transfer learning methods for typical supervised tasks in industrial monitoring: State-of-the-art, challenges, and perspectives[J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2023, 53(5): 821-840.)
- [20] 乔俊飞, 黄卫民, 丁海旭, 等. 复杂工业过程特征建模方法及应用研究[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2063-2078.
(Qiao J F, Huang W M, Ding H X, et al. Research on feature modeling method for complex industrial process and its application[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(8): 2063-2078.)
- [21] Jiao L C, Wang Y H, Liu X, et al. Causal inference meets deep learning: A comprehensive survey[J]. *Research*, 2024, 7: 0467.
- [22] Chen J H, Zhao C H, Song P Y, et al. Unified low-dimensional subspace analysis of continuous and binary variables for industrial process monitoring[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(3): 1135-1146.
- [23] Liu Y H, Dillon T, Yu W J, et al. Noise removal in the presence of significant anomalies for industrial IoT sensor data in manufacturing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7084-7096.
- [24] Mukhtiar F, Zaman B, Butt N R. Enhanced process monitoring using machine learning-based control charts for Poisson-distributed data[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 157: 111227.
- [25] Liu J P, Zhang W X, Ma T Y, et al. Toward security monitoring of industrial Cyber-Physical systems via hierarchically distributed intrusion detection[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 158: 113578.
- [26] Liang K X, Zhao M, Lin J, et al. Toothwise health monitoring of planetary gearbox under time-varying speed condition based on rotating encoder signal[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(6): 6267-6277.
- [27] Bugatti M, Colosimo B M. Towards real-time in-situ monitoring of hot-spot defects in L-PBF: A new classification-based method for fast video-imaging data analysis[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022, 33(1): 293-309.
- [28] Chang Y Q, Ma R X, Wang F L, et al. Multimode process mode identification with coexistence of quantitative information and qualitative information[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(3): 1516-1527.
- [29] Tan R M, Cong T, Ottewill J R, et al. An on-line framework for monitoring nonlinear processes with multiple operating modes[J]. *Journal of Process Control*, 2020, 89: 119-130.
- [30] Chu F, Mo S S, Hao L L, et al. Operating performance assessment of complex nonlinear industrial process based on kernel locally linear embedding PLS[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(1): 593-605.
- [31] Williams R J, Sing S L. Spatiotemporal analysis of powder bed fusion melt pool monitoring videos using deep learning[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2025, 36(4): 2409-2422.
- [32] Fan W, Zhu Q Q, Ren S J, et al. Dynamic probabilistic predictable feature analysis for multivariate temporal process monitoring[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2022, 30(6): 2573-2584.
- [33] Yang C H, Liang H P, Huang K K, et al. A robust transfer dictionary learning algorithm for industrial process monitoring[J]. *Engineering*, 2021, 7(9): 1262-1273.
- [34] Ren L, Meng Z H, Wang X K, et al. A wide-deep-sequence model-based quality prediction method in industrial process analysis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(9): 3721-3731.
- [35] Liu D J, Wang Y L, Liu C L, et al. Data mode related interpretable transformer network for predictive modeling and key sample analysis in industrial processes[J]. *IEEE Transactions on Industrial*

- Informatics, 2023, 19(9): 9325-9336.
- [36] Shao W M, Ge Z Q, Song Z H, et al. Semisupervised robust modeling of multimode industrial processes for quality variable prediction based on student's t mixture model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(5): 2965-2976.
- [37] Yu W K, Wu M, Lu C D. Meticulous process monitoring with multiscale convolutional feature extraction[J]. Journal of Process Control, 2021, 106: 20-28.
- [38] 钟林生, 常玉清, 王福利, 等. 基于慢特征分析的分布式动态工业过程运行状态评价[J]. 自动化学报, 2024, 50(4): 745-757.
(Zhong L S, Chang Y Q, Wang F L, et al. Distributed operating performance assessment of dynamic industrial processes based on slow feature analysis[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(4): 745-757.)
- [39] 邹筱瑜, 王福利, 常玉清, 等. 基于分层分块结构的流程工业过程运行状态评价及非优原因追溯[J]. 自动化学报, 2019, 45(2): 315-324.
(Zou X Y, Wang F L, Chang Y Q, et al. Plant-wide process operating performance assessment and non-optimal cause identification based on hierarchical multi-block structure[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 315-324.)
- [40] Ma L, Dong J, Peng K X. A novel key performance indicator oriented hierarchical monitoring and propagation path identification framework for complex industrial processes[J]. ISA Transactions, 2020, 96: 1-13.
- [41] 褚菲, 许杨, 尚超, 等. 基于静-动态特性协同感知的复杂工业过程运行状态评价[J]. 自动化学报, 2023, 49(8): 1621-1634.
(Chu F, Xu Y, Shang C, et al. Evaluation of complex industrial process operating state based on static-dynamic cooperative perception[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(8): 1621-1634.)
- [42] Chu F, Liao S S, Hao L L, et al. Operating performance assessment method for industrial process with slowness principle-based LSTM network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106208.
- [43] Chu F, Hao L L, Shang C, et al. Assessment of process operating performance with supervised probabilistic slow feature analysis[J]. Journal of Process Control, 2023, 124: 152-165.
- [44] Hao L L, Chu F, Chen T, et al. Operating performance assessment of industrial process based on MIC-graph convolutional networks with local slow feature analysis[J]. Neural Networks, 2025, 191: 107773.
- [45] Lee Y J, Yeh Y R, Wang Y F. Anomaly detection via online oversampling principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(7): 1460-1470.
- [46] MacGregor J F, Jaeckle C, Kiparissides C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods[J]. AIChE Journal, 1994, 40(5): 826-838.
- [47] Harrou F, Taghezouit B, Sun Y. Improved k -NN-based monitoring schemes for detecting faults in PV systems[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2019, 9(3): 811-821.
- [48] Xu X F, Lei Y G, Zhou X. A LOF-based method for abnormal segment detection in machinery condition monitoring[C]. Prognostics and System Health Management Conference. Chongqing, 2019: 125-128.
- [49] Zhao J, Liu K, Wang W, et al. Adaptive fuzzy clustering based anomaly data detection in energy system of steel industry[J]. Information Sciences, 2014, 259: 335-345.
- [50] Lou S W, Yang C J, Wang W B, et al. Toward in-depth mastery of statistical properties: Novel stationary moment analysis with application to continuous industrial anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(7): 3417-3430.
- [51] Li Y, Zhao Z C, Peng Z G, et al. An innovative strategy for real-time tool anomaly detection in CNC milling processes using time series monitoring[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2025, 20(3): 21.
- [52] Wang K, Yuan X L, Cao Z H, et al. Capturing principal features in slow industrial processes for anomaly detection application[J]. Journal of Process Control, 2025, 153: 103487.
- [53] Yu W K, Zhao C H, Huang B. MoniNet with concurrent analytics of temporal and spatial information for fault detection in industrial processes[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 8340-8351.
- [54] Lv M J, Li Y G, Liang H P, et al. A spatial-temporal variational graph attention autoencoder using interactive information for fault detection in complex industrial processes[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(3): 3062-3076.
- [55] Zhang R C, Chu F, Qiu Y Z, et al. Trend-aware patch feature fusion transformer for fault diagnosis of vibration signals[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(13): 24663-24674.
- [56] Yu W K, Zhao C H, Huang B, et al. An unsupervised fault detection and diagnosis with distribution dissimilarity and lasso penalty[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2024, 32(3): 767-779.
- [57] Zhang N, Xu Y, Zhu Q X, et al. Farthest-nearest distance neighborhood and locality projections integrated with bootstrap for industrial process fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(5): 6284-6294.
- [58] Kafunah J, Ali M I, Breslin J G. Uncertainty-aware ensemble combination method for quality monitoring

- fault diagnosis in safety-related products[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(2): 1975-1986.
- [59] Liang Y C, Wang S, Li W D, et al. Data-driven anomaly diagnosis for machining processes[J]. *Engineering*, 2019, 5(4): 646-652.
- [60] Qi J Y, Zhu R, Liu C Y, et al. Anomaly detection and multi-step estimation based remaining useful life prediction for rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 206: 110910.
- [61] Rashidi B, Zhao Q. Output-related fault detection in non-stationary processes using constructive correlative-SAE and demoting correlative-DNN[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 123: 108898.
- [62] Yan H, Jia X C, Li K, et al. A Bayesian network method using transfer learning for solving small data problems in abnormal condition diagnosis of fused magnesia smelting process[J]. *Control Engineering Practice*, 2024, 147: 105927.
- [63] Chen X, Zheng J L, Zhao C H, et al. Full decoupling high-order dynamic mode decomposition for advanced static and dynamic synergetic fault detection and isolation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(1): 226-240.
- [64] Huang X K, Yang C J, Zhang H W, et al. Data and knowledge collaborative-driven fault identification and self-healing control action inference framework for blast furnace[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 245: 123040.
- [65] Qian Y, Li X X, Jiang Y R, et al. An expert system for real-time fault diagnosis of complex chemical processes[J]. *Expert Systems with Applications*, 2003, 24(4): 425-432.
- [66] Yan H, Song S J, Wang F L, et al. Operational adjustment modeling approach based on Bayesian network transfer learning for new flotation process under scarce data[J]. *Journal of Process Control*, 2023, 128: 103000.
- [67] Du S, Wu M, Chen L F, et al. An intelligent decision-making strategy based on the forecast of abnormal operating mode for iron ore sintering process[J]. *Journal of Process Control*, 2020, 96: 57-66.
- [68] Guo Z W, Shen Y, Bashir A K, et al. Graph embedding-based intelligent industrial decision for complex sewage treatment processes[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2022, 37(12): 10423-10441.
- [69] Yan H, Wang F L, He D K, et al. An operational adjustment framework for a complex industrial process based on hybrid Bayesian network[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 1699-1710.
- [70] Wang K J, Wang P S, Nguyen H P. A data-driven optimization model for coagulant dosage decision in industrial wastewater treatment[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2021, 152: 107383.
- [71] Ruan J Q, Noonung B, Parkes I, et al. Human operator decision support for highly transient industrial processes: A reinforcement learning approach[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2025, 36(2): 1159-1174.
- [72] Zheng Y, Mao S M, Liu S J, et al. Normalized relative RBC-based minimum risk Bayesian decision approach for fault diagnosis of industrial process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(12): 7723-7732.
- [73] Mellouli H, Meddaoui A, Zaki A, et al. An LSTM-based decision-making model for predictive manufacturing performance optimization[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2025, 137(5): 2595-2608.
- [74] Zhang F Y, Ge Z Q. Decision fusion systems for fault detection and identification in industrial processes[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 31: 45-54.
- [75] Tidriri K, Tiplica T, Chatti N, et al. A generic framework for decision fusion in fault detection and diagnosis[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2018, 71: 73-86.
- [76] Lindner B, Auret L, Bauer M, et al. Comparative analysis of Granger causality and transfer entropy to present a decision flow for the application of oscillation diagnosis[J]. *Journal of Process Control*, 2019, 79: 72-84.
- [77] Huang K X, Zhou C J, Qin Y Q, et al. A game-theoretic approach to cross-layer security decision-making in industrial cyber-physical systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(3): 2371-2379.
- [78] Chai T, Cheng S. Intelligent operational decision-making in industrial process: Development and prospects[J]. *Engineering*, 2025, 52: 40-52.
- [79] 朱美潘, 杨健晖, 李欣格, 等. 云环境下工业信息物理系统现场层安全策略决策方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 281-290.
(Zhu M P, Yang J H, Li X G, et al. A security decision-making approach for field layer of cloud-integrated industrial cyber-physical systems[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 281-290.)
- [80] 任超, 王凯, 韩洁, 等. 事件-时间触发的慢时变工业过程动态调度方法[J]. *化工学报*, 2025, 76(01): 256-265.
(Ren C, Wanng K, Han J, et al. Event-time triggered slow time-varying industrial process dynamic scheduling method[J]. *CIESC Journal*, 2025, 76(1): 256-265.)
- [81] Li X, Zhou C J, Tian Y C, et al. A dynamic decision-making approach for intrusion response in industrial control systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(5): 2544-2554.

- [82] Dai W B, Riliskis L, Wang P, et al. A cloud-based decision support system for self-healing in distributed automation systems using fault tree analysis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(3): 989-1000.
- [83] Psarommatis F, Kiritsis D. A hybrid Decision Support System for automating decision making in the event of defects in the era of zero defect manufacturing[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2022, 26: 100263.
- [84] 李荟, 王福利, 李鸿儒. 电熔镁炉熔炼过程异常工况识别及自愈控制方法[J]. *自动化学报*, 2020, 46(7): 1411-1419.
(Li H, Wang F L, Li H R. Abnormal condition identification and self-healing control scheme for the electro-fused magnesia smelting process[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1411-1419.)
- [85] Zhao J F, Shi Y K, Wang Y Q. Self-healing control for multivariable processes based on simple and canonical correlation analyses[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, 22: 12257-12270.
- [86] Liu S H, Lang X, Wu J D, et al. Corrective variational mode decomposition to detect multiple oscillations in process control systems[J]. *Control Engineering Practice*, 2025, 154: 106123.
- [87] Cui Z, Sun Y, Tian W D, et al. Dynamic optimal control of coal chemical looping gasification based on process modeling and complex risk computation[J]. *Energy*, 2023, 282: 128451.
- [88] Li H, Wang F L, Li H R, et al. Safety control modeling method based on Bayesian network transfer learning for the thickening process of gold hydrometallurgy[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 192: 105297.
- [89] Li H, Wang F L, Li H R. A safe control scheme under the abnormality for the thickening process of gold hydrometallurgy based on Bayesian network[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 119: 10-19.
- [90] Wang X F, Jiang J J, Chen W H. High-level decision making in a hierarchical control framework: Integrating HMDP and MPC for autonomous systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(4): 1903-1916.
- [91] Li B Q, Guo Z Y, Hu C, et al. Safe formation control of uncertain multiagent systems from a Bayesian perspective[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, 70(3): 1929-1934.
- [92] 邓超, 唐旗, 郭方洪, 等. FDI 攻击下有源配电网储能系统安全控制[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2346-2354.
(Deng C, Tang Q, Guo F H, et al. Security control for energy storage systems in active distribution network under FDI attacks[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(8): 2346-2354.)
- [93] 赵福均, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法[J]. *自动化学报*, 2017, 43(11): 1950-1961.
(Zhao F J, Zhou Z J, Hu C H, et al. Online safety assessment method based on evidential reasoning for dynamic systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(11): 1950-1961.)
- [94] 宋鑫涛, 常雷雷, 戴嘉栋, 等. 面向大型工程多安全指标的解析可追溯安全控制方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 95-102.
(Song X T, Chang L L, Dai J D, et al. Analytical and traceable safety control method for major projects with multiple safety objectives[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 95-102.)
- [95] 王建文, 褚菲, 彭晨, 等. 基于跨时空稳定因果动态贝叶斯网络的工业过程安全控制[J]. *自动化学报*, 2025, 51(9): 2058-2071.
(Wang J W, Chu F, Peng C, et al. Industrial process safety control based on spatio-temporal stable causal dynamic Bayesian network[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(9): 2058-2071.)
- [96] Chu F, Wang J W, Shen X X, et al. The Bayesian network control method for the safe operation of the flotation process based on time-delay transfer entropy[J]. *Journal of Control and Decision*, 2025: 1-13.
- [97] Karkaria V, Goeckner A, Zha R J, et al. Towards a digital twin framework in additive manufacturing: Machine learning and Bayesian optimization for time series process optimization[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 75: 322-332.
- [98] Tang M Q, Fu J J. Output-driven robust adaptive trajectory tracking using Gaussian processes with safety and stability guarantees[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2026, 363(2): 108368.
- [99] Liu Y, Lai J H, Chen B, et al. Robust and adaptive optimization for multi-period refinery production and supply planning under uncertainty[J]. *Chemical Engineering Science*, 2026, 321: 122874.
- [100] Liu L F, Zheng Y H, Tang Y, et al. Multi-scenario robust stochastic optimization based approach for scheduling of mobile charging stations[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2026, 25(1): 67-83.
- [101] Zhang X Y, Ma L, Peng K X, et al. A cloud-edge collaboration based quality-related hierarchical fault detection framework for large-scale manufacturing processes[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 256: 124909.
- [102] Huang K X, Chen G H, Khan F, et al. Dynamic analysis for fire-induced domino effects in chemical process industries[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2021, 148: 686-697.
- [103] Khakzad N. Application of dynamic Bayesian network to risk analysis of domino effects in chemical

- infrastructures[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 138: 263-272.
- [104] Zhang X L, Li Y G, Chen W Y, et al. Self-organized cascade collaborative optimization method for associated unit processes[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2023, 101: 322-338.
- [105] Zhou Y H, Tao X. Robust safety monitoring and synergistic operation planning between time- and energy-efficient movements of high-speed trains based on MPC[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 17377-17390.
- [106] Wang Y H, Yang J C, Bai X, et al. Multi-parameter coupling optimization study on three-zone synergistic efficiency enhancement pattern for wet cooling towers[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2025, 278: 127286.
- [107] Cao M L, Wang Z, Tang H B, et al. Heat flow topology-driven thermo-mass decoupling strategy: Cross-scale regularization modeling and optimization analysis[J]. *Applied Energy*, 2024, 367: 123395.
- [108] Dong Y C, Wang C, Zhang H L, et al. A novel multi-objective optimization framework for optimal integrated energy system planning with demand response under multiple uncertainties[J]. *Information Sciences*, 2024, 663: 120252.
- [109] Zhou H Y, Wang X G, Li X, et al. Synergistic planning for hypersonic vehicles with an analytic hybrid algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(1): 223-232.
- [110] 郭伟杰, 刘璐, 杜鑫, 等. 基于多目标的无人值守工业控制系统安全策略协同决策[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3617-3627.
(Guo W J, Liu L, Du X, et al. Multi-objective cooperative decision-making of security and safety strategies for unattended industrial control system[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3617-3627.)
- [111] 王云鹏, 郭戈. 城市交叉口车辆速度与交通信号协同优化控制[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2397-2406.
(Wang Y P, Guo G. Joint optimization of vehicle speed and traffic signals at a signalized intersection[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2397-2406.)
- [112] 薛锋, 王慈光, 牟峰. 基于信息熵和混沌理论的遗传-蚁群协同优化算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(1): 44-48.
(Xue F, Wang C G, Mou F. Genetic and ant colony collaborative optimization algorithm based on information entropy and chaos theory[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 44-48.)
- [113] Kheirabadi M, Keivanpour S, Frayret J M, et al. Safety-driven optimisation of human-robot collaborative assembly line balancing[J]. *International Journal of Production Research*, 2025, 63(17): 6203-6228.
- [114] 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.)
- [115] 黄卫民, 蒙西, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程动态协同优化方法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(5): 1200-1220.
(Huang W M, Meng X, Qiao J F. A dynamic cooperative optimization method for municipal solid waste incineration process[J]. *Science in China: Information Sciences*, 2025, 55(5): 1200-1220.)
- [116] Chu F, Cheng X, Jia R D, et al. Final quality prediction method for new batch processes based on improved JYKPLS process transfer model[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 183: 1-10.
- [117] Chu F, Zhao X, Yao Y, et al. Transfer learning for batch process optimal control using LV-PTM and adaptive control strategy[J]. *Journal of Process Control*, 2019, 81: 197-208.
- [118] Chu F, Cheng X, Peng C, et al. A process transfer model-based optimal compensation control strategy for batch process using just-in-time learning and trust region method[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2021, 358(1): 606-632.
- [119] Chu F, Dai B W, Ma X P, et al. A minimum-cost modeling method for nonlinear industrial process based on multimodel migration and Bayesian model averaging method[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(2): 947-956.
- [120] 刘强, 卓洁, 郎自强, 等. 数据驱动的工业过程运行监控与自优化研究展望[J]. *自动化学报*, 2018, 44(11): 1944-1956.
(Liu Q, Zhuo J, Lang Z Q, et al. Perspectives on data-driven operation monitoring and self-optimization of industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(11): 1944-1956.)
- [121] Wang Q Y, Song Y H, Zhang X S, et al. Evolution of corrosion prediction models for oil and gas pipelines: From empirical-driven to data-driven[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2023, 146: 107097.
- [122] Dong X X, Yan X, Qu H B. Advanced process control for salvianolic acid a conversion reaction based on data-driven and mechanism-driven model[J]. *Process Biochemistry*, 2022, 118: 1-10.
- [123] 蒲志强, 易建强, 刘振, 等. 知识和数据协同驱动的群体智能决策方法研究综述[J]. *自动化学报*, 2022, 48(3): 627-643.
(Pu Z Q, Yi J Q, Liu Z, et al. Knowledge-based and data-driven integrating methodologies for collective intelligence decision making: A survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(3): 627-643.)
- [124] Xiao F Y. Proportional myoelectric and compensating control of a cable-conduit mechanism-driven upper limb exoskeleton[J]. *ISA Transactions*, 2019, 89: 245-255.
- [125] Musulin E, Roda F, Basualdo M. A knowledge-driven approach for process supervision in chemical plants[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2013, 59: 164-177.

- [126] Zhu Y M, Zi Y Y, Li J, et al. PhysiCausalNet: A causal- and physics-driven domain generalization network for cross-machine fault diagnosis of unseen domain[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(6): 8488-8498.
- [127] Hou Z S, Wang Z. From model-based control to data-driven control: Survey, classification and perspective[J]. *Information Sciences*, 2013, 235: 3-35.
- [128] Tang W T, Daoutidis P. Data-driven control: Overview and perspectives[C]. *American Control Conference*. Atlanta, 2022: 1048-1064.
- [129] Hou Z S, Chi R H, Gao H J. An overview of dynamic-linearization-based data-driven control and applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(5): 4076-4090.
- [130] Soudbakhsh D, Annaswamy A M, Wang Y, et al. Data-driven control: Theory and applications[C]. *American Control Conference*. San Diego, 2023: 1922-1939.
- [131] Piga D, Formentin S, Bemporad A. Direct data-driven control of constrained systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 26(4): 1422-1429.
- [132] Hou Z S, Jin S T. A novel data-driven control approach for a class of discrete-time nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(6): 1549-1558.
- [133] Khaki-Sedigh A. *An Introduction to Data-Driven Control Systems*[M]. John: Wiley, 2023.
- [134] Han H G, Liu Z, Liu H X, et al. Knowledge-data-driven model predictive control for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(7): 4492-4504.
- [135] Han H G, Zhang Y, Sun H Y, et al. Data-knowledge-driven multiobjective integrated optimal control for nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(11): 6789-6801.
- [136] Juang C F, Chou C Y, Lin C T. Navigation of a fuzzy-controlled wheeled robot through the combination of expert knowledge and data-driven multiobjective evolutionary learning[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(8): 7388-7401.
- [137] 高磊, 吕敬, 蔡旭. 小样本数据-知识融合驱动的风电机组有限工况至全工况宽频阻抗在线辨识方法[J]. *中国电机工程学报*, <https://link.cnki.net/urlid/11.2107.TM.20250822.0855.004>. (Gao L, Lv J, Cai X. Online identification method for wide-frequency impedance of wind turbines from limited to full operating conditions driven by small sample data-knowledge fusion [J]. *Proceedings of the CSEE*, <https://link.cnki.net/urlid/11.2107.TM.202508-22.0855.004>.)
- [138] Han H G, Zhang Y, Sun H Y, et al. Data-knowledge-driven multiobjective adaptive optimal control for wastewater treatment processes under multiple operating conditions[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(3): 1056-1069.
- [139] Wu Z H, Pan S R, Chen F W, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 32(1): 4-24.
- [140] Zhou J, Cui G Q, Hu S D, et al. Graph neural networks: A review of methods and applications[J]. *AI Open*, 2020, 1: 57-81.
- [141] Scarselli F, Gori M, Tsoi A C, et al. The graph neural network model[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(1): 61-80.
- [142] Han K, Xiao A, Wu E, et al. Transformer in transformer[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 15908-15919.
- [143] Gallup E R, Tuttle J F, Immonen J, et al. Transformer neural networks with spatiotemporal attention for predictive control and optimization of industrial processes[C]. *American Control Conference*. Toronto, 2024: 382-387.
- [144] Wei Z C, Ji X, Zhou L, et al. A novel deep learning model based on target transformer for fault diagnosis of chemical process[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2022, 167: 480-492.
- [145] 匡亚莉, 王章国, 王光辉, 等. 选煤厂智能化建设关键技术研究进展[J]. *选煤技术*, 2023, 51(6): 24-33. (Kuang Y L, Wang Z G, Wang G H, et al. Progress of research on key technologies essential for developing intelligent coal preparation plant[J]. *Coal Preparation Technology*, 2023, 51(6): 24-33.)
- [146] Wang J W, Chu F, Zhao J Y, et al. Updating strategy of safe operation control model for dense medium coal preparation process based on Bayesian network and incremental learning[J]. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2025, 103(2): 729-743.
- [147] 毛腾, 褚菲, 王建文, 等. 基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(2): 497-506. (Mao T, Chu F, Wang J W, et al. An integrated safe operation and product quality control method for coal slurry flotation process based on distributed hybrid Bayesian network[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(2): 497-506.)
- [148] 赵春晖, 余万科, 高福荣. 非平稳间歇过程数据解析与状态监控——回顾与展望[J]. *自动化学报*, 2020, 46(10): 2072-2091. (Zhao C H, Yu W K, Gao F R. Data analytics and condition monitoring methods for nonstationary batch processes — Current status and future[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(10): 2072-2091.)
- [149] Cheng C Q, Sa-Ngasoongsong A, Beyca O, et al. Time series forecasting for nonlinear and non-stationary processes: A review and comparative study[J]. *IIE Transactions*, 2015, 47(10): 1053-1071.
- [150] Wang J W, Chu F, Peng C, et al. Safety control scheme of non-stationary complex industrial processes based on resiliently time-varying dynamic Bayesian

network[J]. Science China Information Sciences, 2026, 69(1): 119202.

[151] Herranz E. Unit root tests[J]. WIREs Computational Statistics, 2017, 9(3): e1396.

作者简介

褚菲 (1984-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能驱动的复杂工业过程智能建模与运行优化控制、复杂系统及装备运行状态监测、风险评估与故障诊断、新一代人工智能与机器视觉, E-mail: chufei@cumt.edu.cn;

王建文 (1996-), 男, 助理研究员, 主要研究方向为复杂工业过程建模与智能控制, E-mail: tbh726@cumt.edu.cn;

马小平 (1961-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为控制理论与应用、网络控制、计算机技术及应用, E-mail: xpma@cumt.edu.cn.

科研团队简介

褚菲教授所在团队隶属于中国矿业大学信息与控制工程学院. 团队面向工业互联网环境下复杂矿加过程及装备的智能系统和先进控制技术需求, 基于工业智能技术开展复杂工业过程智能优化与控制、机电系统感知、诊断与控制、智能系统安全测评与运维、新一代人工智能技术等应用基础理论与关键技术研究, 推动相关理论和技术成果在智能制造、智慧矿山和智能军事等领域示范应用和推广, 取得了重要学术突破和技术创新, 并创造了可观经济和社会效益. 近年来, 团队主持国家与省部级项目 30 余项, 获教育部自然科学二等奖、辽宁省专利一等奖、中国自动化学会一等奖等省部级奖和行业学会奖 20 余项. 团队包含教

师 34 人, 其中教授 5 人, 国家与省部级人才 7 人次, 柔性引进中国工程院院士和日本工程院院士各 1 人.

褚菲教授是国家级高层次青年人才, 入选江苏省“六大人才高峰”、中国矿业大学“高端人才计划”, 为中国自动化学会高级会员、IEEE 高级会员 (Senior Member)、中国矿业大学“青年五四奖章”获得者、中国矿业大学科研育人先进个人、中国自动化学会过程控制专委会/故障诊断与安全性专委会委员、中国仿真学会智能仿真优化与调度专委会委员、江苏省自动化学会理事、江苏省过程控制专委会副主任委员, 担任中国控制与决策会议 (CCDC) 专题及邀请分会主席、《Journal of Control and Decision》期刊 AE、《Journal of The Franklin Institute》期刊 AE、《控制与决策》期刊编委、《工矿自动化》期刊青年编委、《有色设备》期刊编委等. 主要研究方向为: 人工智能驱动的复杂工业过程智能建模与运行优化控制; 复杂系统及装备运行状态监测、风险评估与故障诊断; 深度学习、迁移学习等新一代人工智能技术与机器视觉. 目前承担国家自然科学基金项目 3 项, 承担国家自然科学基金重点项目课题任务 1 项 (矿大负责人), 主持省部级及企业技术委托项目近 20 项. 出版学术专著 2 部, 在人工智能、控制领域国内外期刊、会议等发表学术论文百余篇. 授权发明专利 23 项, 在申请发明专利 20 余项, 开发并投入应用工业软件 10 余项. 获得中国自动化学会科技进步奖一等奖、中国商业联合会科学技术奖科技进步奖一等奖、中国有色金属工业科学技术 (技术发明) 二等奖、中国浮选大会优秀青年浮选工程师、江苏省自动化学会首届青年科技奖、CPCC 张钟俊院士优秀论文奖、国际无人系统大会最佳论文奖、全国煤炭行业教育教学成果奖一等奖等.