

复杂生产流程协同优化 与智能控制

Cooperative Optimization and Intelligent Control of Complex Production Processes

★ 中南大学 阳春华, 孙备, 李勇刚, 黄科科, 桂卫华

摘要: 我国流程行业原料来源复杂, 如何优化调控工艺指标使复杂生产流程适应原料波动, 是保障产品质量、降低物耗能耗的关键。本文结合全流程、工序、反应器等不同生产层级的工艺特点, 系统研究复杂生产流程协同优化和智能控制方法。针对全流程多工序关联的特点, 提出了操作模式优化方法和操作模式动态匹配的全流程多工序协同优化方法; 针对单元工序多反应器级联的特点, 分析了工序内不同反应器的物质转化效率差异, 提出了反应器指标梯度协同优化方法; 针对反应器多反应共存、工况多变的特点, 研究了基于完备状态空间的动态特性描述框架, 建立了竞争-促进反应体系机理模型, 提出了工况全覆盖的模型参数自主辨识方法和基于分工况智能综合调节的反应器操作参数精细化调控方法。通过锌冶炼智能工厂建设案例阐述了所提方法在提高工艺原料适应能力、生产效率、质量稳定性等方面的成效。最后, 结合我国流程行业智能化发展现状和需求, 分析了需进一步研究的问题。

关键词: 复杂生产流程; 协同优化; 智能控制; 智能制造

Abstract: Considering the complexity of material supply, in order to guarantee the product quality and reduce material/energy consumption, it is required to optimize the technical indexes and operational variables to adapt to the varying feeding conditions. By incorporating the process features of different technology levels, including the plantwide, unit process and reactor, this article systematically studies the cooperative optimization and intelligent control method for complex production processes. First, for the entire plant with multiple unit processes, an operation mode optimization and a plant-wide cooperative optimization method are designed. Then, for the unit process with multiple reactors, the difference in the efficient of reactors within a unit process is analyzed. A technical index gradient cooperative optimization method for cascaded reactors optimization is proposed. In addition, for the reactor with multiple working conditions and multiple reactions, a descriptive framework based on comprehensive state space is constructed, under which a "competitive-promotive" reaction system kinetic model is built. A working condition full coverage identification method and an working condition-based intelligent comprehensive precise control method for

operational variables are proposed. The effectiveness of the proposed approach is illustrated via a case of intelligent zinc hydrometallurgy plant. Finally, the future research problems are briefly analyzed with consideration on the current status and future needs of the intelligent development of process industry.

Key words: Complex production process; Cooperative optimization; Intelligent control; Intelligent manufacturing

流程工业是国民经济的重要支柱, 也是落实“制造强国”和“双碳”国家战略的主战场。流程工业生产通过具有一定工艺步骤的复杂生产流程, 在特定条件下, 通过多种不同形式的能质传递和物理化学反应, 逐步从自然环境中化学性质稳定的共生原料中提取有价产品。由于优质原料资源不断消耗, 能耗指标、环保要求等方面的标准日益严苛, 主要工业国家均从国家层面出台了制造业升级规划, 我国流程工业也正在加快推动从局部粗放到全局精细调控、从高速发展到高质量发展的转型变革。过程控制技术在支撑复杂生产流程绿色高效运行方面的重要性日益凸显, 但行业发展的新形势对过程优化控制技术提出了更高要求。

复杂生产流程优化控制技术一直是工业界和控制界的研究热点, 其目标在于合理优化工艺指标、调控操作参数, 使用尽可能低的生产成本实现高质

量产品的稳定高效产出^[1-11]。复杂生产流程优化控制技术的发展经历了不同的发展阶段, PID、串级控制、前馈-反馈控制、模型预测控制(MPC)、控制向量参数化、多变量解耦控制等经典方法^[2, 5-6, 12-18], 模糊控制、专家系统、案例推理、因果推理等基于经验和

规则的方法^[19-21]，智能集成优化控制、设定值智能闭环控制、智能运行反馈控制等针对问题特点设计的、具有特定结构的智能控制方法^[7, 22-26]先后产生或在过程控制应用中进行融合与方法革新。近年来，知识自动化、迭代学习控制、自适应动态规划、深度强化学习等基于知识和学习的优化控制方法也出现或应用在过程控制领域^[9-10, 27-39]。然而，由于生产工艺和优化控制问题的特殊性和多样性，目前尚未形成通用性的生产过程运行优化方法，需根据过程的工艺特点分析设计优化控制框架。

复杂生产流程包含全流程、单元工序、反应器等不同工艺层级，全流程多工序关联、工序内多反应器级联、反应器内多反应共存且工况多变，生产流程长达数公里，从原料投入到其转变为最终产品的时间以天为单位，参数指标众多、反应机理复杂，其全局优化问题难以解析描述和精准求解^[40-41]。与国外企业具有稳定原料供应商的情况不同，我国流程企业原料来源复杂、禀赋偏低，入料成分变化频繁，有时需几天甚至几周的调整才能克服原料波动的影响，导致过程难以长期稳定高效运行、能耗物耗大、质量保障难^[42-43]。尤其是部分从国外引进的生产工艺，在使用国外特定来源的原料、按照特定的工艺指标设定值生产时，可以实现产品的稳定达标产出，但在我国原料来源复杂的条件下难以正常稳定生产，增加了原料自主供给风险和因反复调整导致的额外生产成本。因此，针对复杂生产流程的层次化和各层级的工艺特点，如何协同优化全流程各工序和单元工序内各反应器的工艺指标，同时精细化调控各反应器的操作参数，即通过多个工艺层级的动态协同控制实现生产流程的闭环稳定优化运行，使生产工艺适应原料变化，是提高资源能源利用效率，降低原料条件波动对产品质量影响的关键。该问题是我国流程行业智能转型的技术瓶颈，也是国际过程控制领域公认的科学难题^[44-45]。

为此，本文系统研究原料波动下复杂生产流程的优化控制方法。以湿法炼锌过程为例，分析了复杂生产流程优化控制问题在全流程、单元工序和反应器三个不同工艺层级的具体体现；针对不同工艺层级的工艺特点和优化控制问题难点，分别研究了各工艺层级的优化控制方法，总结形成了较系统的复杂生产流程协同优化与智能控制方法；通过锌冶炼智能工厂建设工程，阐述了所提方法的应用成效；最后探讨了下一步重点研究方向。

1 复杂生产流程优化控制问题分析

复杂生产流程在生产组织上存在在全厂（全流程）、车间（工序）、装置（反应器）等不同工艺层级。其中，全流程多

工序关联，实现原料到最终产品的逐渐转化；工序内多反应器级联，逐步完成工序的物质转化任务；反应器内多反应共存，是基本的生产和控制单元。由于复杂生产流程工艺上的层次化特点，其优化控制不仅包括不同层级工艺指标的优化设定，还包括底层操作参数的闭环调节，以实现工艺指标的动态优化调控，具体包括：

（1）全流程多工序协同优化：复杂生产流程“吃百家矿”，原料组分复杂多变，固定各工序工作点的运行方式难以保障产品质量的长期稳定达标，需要根据原料组分变化自适应调整各工序的工作点（工艺指标设定值），使各工序的工作点和原料组分相匹配，从而维持生产流程的稳定高效运行。

由于各工序工艺指标不仅决定其自身生产成本，还影响其下一工序运行效果，不同工序的工艺指标相互关联，综合决定生产全流程的物耗、能耗和最终产品质量。一个工序的优化运行仅能保证其“局部”最优，需从全流程整体出发，综合考虑原料条件、产品质量要求、各工序工艺指标约束，以及各项生产运行评价指标（如：能耗、成本、环境影响、产品质量、资源综合利用率等），通过协同优化各工序的生产指标实现生产全流程的“全局”最优（图1）。如：湿法炼锌工艺由焙烧、浸出、净化、电解等工序组成，焙烧过程的可溶锌率、不溶硫率直接影响浸出过程的浸出率，净化过程的杂质离子浓度直接影响电解过程的能耗。湿法炼锌过程的优化需协同考虑焙烧过程的可溶锌率、不溶硫率，浸出过程的终点pH值、浸出率，净化过程的净化后液杂质离子浓度，电解过程酸锌离子浓度、电流密度等各工序工艺指标的优化设定。

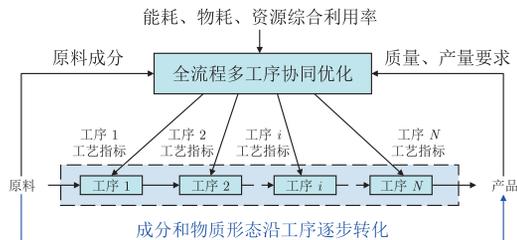


图1 全流程多工序协同优化

（2）单元工序级联反应器协同优化：单元工序由多个反应器级联组成，通过物料在各反应器中的逐级反应完成工序的总体生产/物质转化任务。由于各工序工艺指标的优化设定值和入口条件动态变化，各反应器的物质转化能力和效率存在差异，需综合考虑工序生产成本、稳定性等因素，通过优化分配各反应器的生产任务以适应工序动态变化的总体生产目标，即优化设定各反应器工艺指标，按最优的方式逐级完成工序入料到工序产品的转化（图2）。

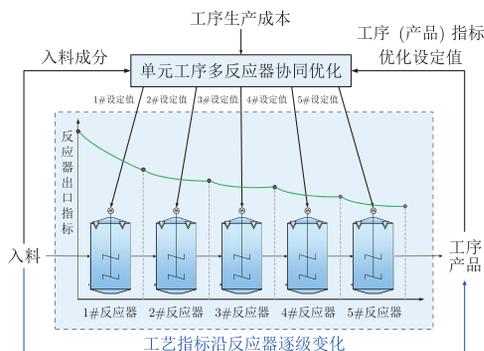


图2 单元工序多反应器协同优化

以湿法炼锌净化除钴过程为例，其包括若干个连续搅拌反应器，通过在砷盐/铋盐催化，以及高温、酸性条件下向反应器中添加锌粉置换除钴。在除钴工序中，各反应器的功能定位不同，前两个反应器为主反应器，承担主要的除钴任务，后两个反应器为副反应器，对残留的钴进行去除。另外，各反应器的锌粉置换除钴效率不同，需根据其效率高低和功能定位合理分配除钴任务，使得工序总体的锌粉消耗最低，且除钴过程出口钴离子浓度达标。

(3) 反应器工艺指标精准控制：全流程各工序间的协同优化和单元工序各反应器间的协同优化主要是优化设定各工序/各反应器的工艺指标。为实现工艺指标的闭环控制，还需要对反应器操作参数进行调节。将反应器工艺指标从当前值控制到其设定值是一个动态过程，不同的“迁移”路径将导致不同的生产成本和动静态控制效果，并且迁移过程中需根据控制效果和控制需求优化调整迁移路径。另外，由于反应器入料量、组分和反应条件波动，其内部反应状态多变，工况类型多，不同工况下过程动态特性不同，且操作参数对工艺指标的作用机制不同。由于工艺指标调控范围窄，需优化设计迁移路径，根据工况类别精细化调控操作参数，使得反应器工艺指标以合理、稳定的方式从当前值迁移到其目标值。如：对于净化除钴反应器，在优化设定出口钴离子浓度后，需调控锌粉添加量等操作参数将反应器出口杂质离子浓度逐步控制到其优化设定值（图3）。

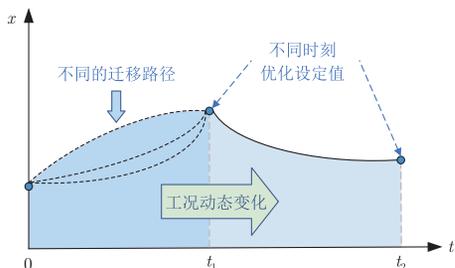


图3 反应器工艺指标动态迁移与精准控制

2 复杂生产流程协同优化与智能控制策略

本节将系统分析讨论复杂生产流程不同工艺层级优化控制问题的难点和对应的优化控制策略。

2.1 操作模式动态匹配的全流程多工序协同优化

全流程不同工序间的协同优化是根据当前的入料情况和生产状态，考虑产量、质量、环保等要求，以各项生产运行指标综合最优为目标，对各工序工艺指标进行同时在线决策。由于入料条件波动频繁，各工序间能质耦合、各项生产运行指标时空关联关系复杂甚至存在矛盾，人工决策具有主观性和差异性，难以保证在短时间内通过经验的检索、匹配和推理实现各工序工艺指标的在线优化决策。

对于复杂生产流程，在一定的入料条件下，各工序工艺指标的不同取值将导致各项生产运行指标出现不同的结果，即“条件”、“操作”、“结果”三者之间存在一定的时空关联规律，构成了一个“操作模式”^[26, 46]。历史生产数据中包含了大量反映“条件”、“操作”、“结果”三者间关联规律的信息。因此，从生产运行数据中挖掘出“操作模式”，对操作模式进行评价，基于优良操作模式的匹配和再利用可实现各工序工艺指标的协同优化决策。

定义1. 操作模式：对于复杂生产流程，其操作模式 M ($M \in \mathbf{R}^{l+n+m}$) 指由一定的原料条件 C ($C \in \mathbf{R}^l$)、各工序工艺指标 Y ($Y \in \mathbf{R}^n$) 和综合生产指标 Z ($Z \in \mathbf{R}^m$) 所组成向量，即

$$M = [C^T, Y^T, Z^T]^T \quad (1)$$

其中 C ，包括原料成分、含量等原料条件信息； Z 包括产品质量、能耗、物耗等指标要求； Y 包括杂质含量、主元素回收率等工序（产品）指标。

实际生产中所有可能出现的操作模式向量组成的空间 Ω 称为操作模式空间。对于一定的生产条件，各项生产运行指标综合评价最优的操作模式称为该条件下的优良操作模式，不同生产条件下优良操作模式的集合组成了优良操作模式库。

定义2. 操作模式优化：在操作模式空间 Ω 中，通过操作模式匹配等方式寻找最优的操作模式 M_{opt} ，即当前生产条件下最优的 Y ，使得各项生产运行指标综合评价最优：

$$\begin{aligned} \min J(M_{opt}) \\ \text{s.t. } M_{opt} \in \Omega \end{aligned} \quad (2)$$

基于操作模式动态匹配的全流程多工序协同优化框架如图4所示，其主要思想是从实际生产中积累的大量工业运行数据中挖掘出操作模式，形成操作模式空间；建立操作模式综合评

价模型,对某一输入条件(或相似条件)下的操作模式进行评价,具有较优综合指标的操作模式为优良操作模式,形成优良操作模式库;并根据当前的工业运行条件与状态,通过操作模式动态匹配,基于优良操作模式库获取最优操作模式,并针对各工序工艺指标的特点,对各工序工艺指标进行协调,以保证整个系统的综合指标最优。

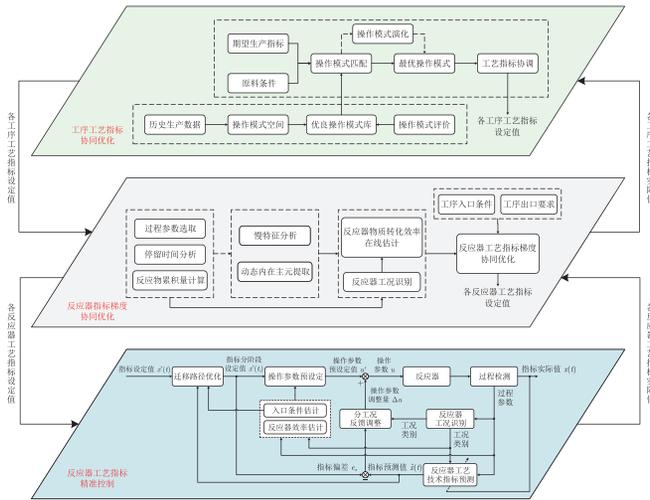


图4 复杂生产流程协同优化与智能控制方法架构

2.2 单元工序级联冶金反应器指标梯度协同优化

单元工序通常由多个反应器串联组成,通过各反应器的操作处理完成整个工序的生产/物质转化任务。对于单元工序,其运行优化本质上是根据其工艺技术指标的目标值合理分配各反应器的生产任务,用最少的资源能源消耗使得该工序工艺技术指标的实际值尽可能接近其设定值,工序和各反应器的工艺技术指标满足约束,同时尽可能减小工序和各反应器工艺技术指标的波动。

单元工序多反应器协同优化问题的数学描述如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & J_{\text{Unit}} = g_{\text{Unit}}(g_{\text{ucost}}(\mathbf{x}(t)), \|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}^*(t)\|, \\ & \|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}(t - t_y)\|, \|\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t - t_x)\|) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \dot{\mathbf{y}} = \mathbf{f}_y(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{d}_y, t) \\ \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{h}_y(\mathbf{y}) \leq \mathbf{y}_{\max} \\ \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{h}_x(\mathbf{x}) \leq \mathbf{x}_{\max} \\ \mathbf{y}(0) = \mathbf{y}_0, \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, \mathbf{y} 和 \mathbf{y}^* 分别为该单元工序工艺技术指标的实际值和目标值, \mathbf{x} 为该单元工序各反应器工艺技术指标; $\mathbf{f}_y(\cdot)$ 为该单元工序工艺技术指标的动态模型, \mathbf{d}_y 为外界扰动; $\mathbf{h}_y(\cdot)$, $\mathbf{h}_x(\cdot)$ 等函数所在的不等式分别为 \mathbf{y} , \mathbf{x} 的约束条件, \mathbf{y}_{\max} , \mathbf{x}_{\max} 和 \mathbf{y}_{\min} , \mathbf{x}_{\min} 分别为上述函数的上下限; \mathbf{y}_0 , \mathbf{x}_0 分别为

\mathbf{y} , \mathbf{x} 的初始条件; J_{Unit} 为单元工序协同优化目标, $g_{\text{Unit}}(\cdot)$ 为单元工序协同优化问题模型, 为工序反映资源能源消耗的指标(如: 净化除杂过程的添加剂消耗、电解过程的能耗等); $\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}^*(t)\|$, $\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}(t - t_y)\|$, $\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t - t_x)\|$ 分别表示工序工艺技术指标偏离目标的程度、工序和各反应器工艺技术指标波动的程度^[47]。

单元工序的生产成本由各反应器的资源能源消耗组成, 一个反应器的工艺指标直接影响其下一个反应器的工艺指标。另外, 由于各反应器处于工序的不同位置, 其内部的反应物组成、浓度, 及反应条件不同, 导致其内在反应状态不同, 生产/物质转化效率存在差异^[48-49]。可见, 每个反应器的工艺指标综合影响了整个工序的最终工艺指标和生产成本, 可根据各反应器效率的高低优化分配反应任务, 得到各反应器工艺指标的设定值, 使得反映物质转化程度的工艺指标按照最优的梯度变化, 即寻找到最优的物质转化梯度。按此思路, 级联冶金反应过程协同优化目标可描述如下:

$$\min_{\lambda} J_{\text{Unit}} = g_{\text{Unit}}(\lambda, \rho) \quad (4)$$

其中, ρ 为各反应器的生产/物质转化效率, 为各反应器的生产/物质转化任务。通过求解该问题可以得到工艺指标在工序内的最优变化梯度, 即每个反应器工艺指标的设定值^[27, 50-51]。

单元工序级联冶金反应器指标梯度协同优化框架如图4所示。由于反应器效率和反应物的多少有关, 且大型反应器存在累积效应^[52]。因此, 首先, 分析反应物在反应器中的停留时间, 据此计算反应器中各类反应物的累积量; 基于原始过程参数和反应物累积量, 采用慢特征分析、动态内在主元分析等方法提取多维度动静态特征, 分工况进行反应器效率估计^[49]; 根据各反应器效率、工序入口条件、出口工艺指标要求和各反应器工艺指标范围约束, 进行反应器工艺指标优化设定。由于工序入口条件、工艺指标目标值和各反应器效率时变, 问题(4)需要进行周期性的滚动求解。

2.3 反应器工艺指标精准控制

反应器是复杂生产流程的基本生产单元。由于反应器工艺指标调控范围窄、工况多变, 如何描述其动态特性, 在工况波动时根据其工艺指标的目标值调控操作参数, 使得该反应器工艺指标按照最优的变化路径达到其目标值、满足约束且尽可能减小波动是反应器工艺指标精准控制的主要问题。

2.3.1 反应器动态特性精准描述

反应器动态特性具有多重复杂性。首先, 由于原料组分复杂, 参与反应的物质种类多, 多反应共存, 反应物/生成物的成分和形态多样, 反应之间存在复杂的竞争-促进关系, 反应机

理不清；其次，由于入料条件变化频繁，反应器中内在反应状态不断变化，工况类型多，不同工况呈现不同动态特性且工况变化机制复杂；另外，由于生产流程时空跨度大、生产连续不中断、工序间/反应器间能质耦合，且存在多采样率、反应物累积效应等现象，操作参数和工艺指标之间时空关联关系复杂。

针对上述问题，研究过程动态特性描述体系^[53]、竞争-促进反应体系机理建模和多工况自主划分方法^[54]，具体包括：

(1) 基于完备状态空间的动态特性描述体系：针对反应器动态特性的多重复杂性，将过程动态特性的影响因素划分为入口条件、反应条件和工艺指标三大类，融合状态空间描述和数据空间描述方法，以入口条件、反应条件和工艺指标为维度，构建了完备状态空间过程动态特性描述体系（图5）。在该描述体系下，过程动态特性可表达为：

$$\dot{\mathbf{x}}_O = \mathbf{g}(\mathbf{x}_O, \mathbf{x}_I, \mathbf{x}_R) \quad (5)$$

其中， \mathbf{x}_O 为反应器工艺指标， \mathbf{x}_I 为入口条件， \mathbf{x}_R 为反应条件，是描述随时间变化规律的动态模型，可由机理模型和数据模型融合组成^[55-59]。

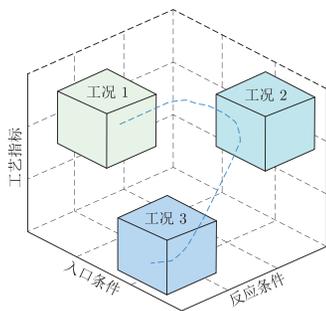
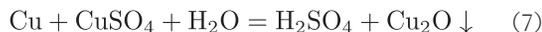
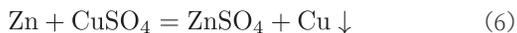


图5 完备状态空间描述体系

在完备状态空间的定义下，工艺指标的变化是入口条件和反应条件的综合作用结果；任意时刻过程的运行状态可以视为空间中的一个点；任意一段时间内过程运行状态的改变可以视为空间中的一条轨迹；在完备状态空间一个足够小的子空间内，过程的动态特性可认为相同，而完备状态空间中不同区域则对应了过程的不同运行状态。由于完备状态空间描述体系的空间属性，其也可用于支撑过程的数字化和可视化描述。

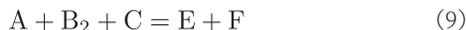
(2) 竞争-促进反应体系机理建模与工况自主划分方法：

有色冶金过程多反应共存，反应间具有“竞争消耗同一反应物，生成物促进其他反应”的特点，如除铜反应器中主要包含两个反应，即置换反应（6）与归中反应（7）。两个反应均消耗铜离子，具有竞争关系；同时，置换反应能为归中反应提供反应物，促进归中反应：



除铜过程的置换反应和归中反应组成了一个“竞争-促进”反应体系，杂质铜离子的消耗速率为置换反应和归中反应铜离子消耗速率之和。

上述“竞争-促进”反应可抽象描述为：



若上述反应均符合一阶反应动力学，其反应速率可以表达为：

$$r_i = -k_i c_A \quad (10)$$

其中， r_i 和 k_i 为反应速率和反应速率常数（ $i = 1, 2$ ，分别对应反应（8）和反应（9））， c_A 为竞争消耗物A的浓度， $k = g_{\text{rate}}(\mathbf{v}, \Theta)$ 为关于过程参数 \mathbf{v} 的函数， Θ 为机理模型参数。

根据化学反应的独立性原理，“竞争-促进”反应中竞争消耗物的总体反应速率为：

$$r_A = r_1 + r_2 \quad (11)$$

其中， r_A 为A的反应速率。竞争-促进反应体系的机理模型可表示为：

$$\frac{dc_A}{dt} = \frac{f_{\text{in}}}{V} c_A^{\text{in}} - \frac{f_{\text{out}}}{V} c_A - r_A c_A \quad (12)$$

其中， f_{in} 和 f_{out} 为反应器入口和出口溶液流量， c_A^{in} 为反应器入口中竞争消耗物A的浓度， V 为反应器体积。可见，由于多反应间的竞争促进作用，过程参数对反应速率的作用通过不同的机制叠加交互（如式（11）中的 r_1 、 r_2 共同影响总体反应速率 r_A ），呈现出复杂的动态特性。

另一方面，不同工况下，过程动态特性不同。由于机理模型的结构由过程内在物理化学反应规律决定，过程动态特性的差异体现在机理模型参数的取值随工况动态变化，需要将数据样本划分到不同工况，分工况辨识机理模型参数，从而实现工况全覆盖的过程反应机理模型化描述。由于工况分类效果受到工况类别个数影响，但生产过程工况类别个数难以预先确定，为此，根据生产工况与反应动力学特征的内在联系，提出如图6所示的工况自主划分方法。首先，在 S_0 上辨识机理模型参数，从 S_0 中选取模型误差小于特定阈值的样本，构成第一类工况样本 S_1 ，剩余样本形成样本集 $S_1^c = S_0 - S_1$ ；判断 S_1^c 集合规模是否小于特定规模，若样本数量足够，则针对 S_1^c 集合重复上述步骤，根据反应动力学特征将样本划分至不同工况，直至剩余样本集合小于特定规模为止；将剩余样本作为最后一类工况集合，最终将原始样本集合 S_0 划分为工况集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ ，克服了常规分类方法预先设定工况类型的要求，辨识得到不同工况下的模型参数，实现复杂反应规律下

的工况本质分类。

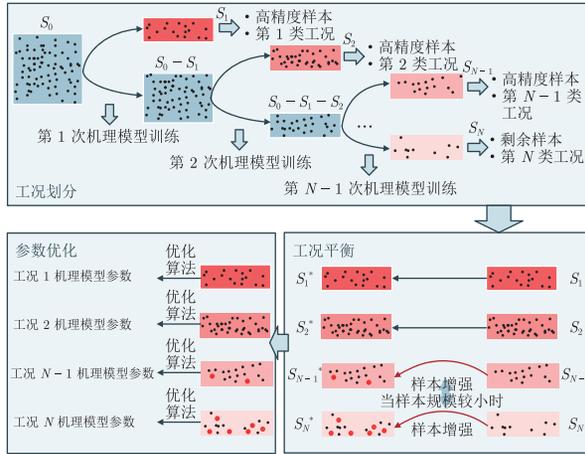


图6 多工况自主划分

2.3.2 反应器工艺指标迁移控制

反应器工艺指标迁移控制包括工艺指标迁移路径优化和闭环稳定控制两方面内容。对于迁移路径优化，不同的迁移路径将导致不同的迁移代价，需要在一定时间内将反应器的工艺指标从当前值沿最优的轨迹迁移到优化设定值（图3）。该问题可描述如下：

$$\min_{\mathbf{x}} J_{\text{Reactor}} = E_{\text{Reactor}}(\mathbf{x}(t_k)) + \sum_{i=1}^k g_{\text{Reactor}}(\mathbf{x}(t_i)) \quad (13)$$

其中， k 为迁移路径的分段数； $E_{\text{Reactor}}(\mathbf{x}(t_k))$ 为终端状态惩罚函数，其取值正比于工艺指标偏离目标值的程度； $g_{\text{Reactor}}(\cdot)$ 为迁移动作所产生的迁移代价，包括工艺指标的波动程度、工艺指标偏离目标值的程度等。由于反应器入口条件波动、闭环控制偏差等影响，该问题需要周期性求解。

对于操作参数设定，由于反应器通过连续的物理化学反应实现生产/物质转化目标，反应条件以及参与反应的反应物的量直接决定了反应器内在状态和控制效果。在实际工业生产中，反应条件调整频率较低，主要通过调节流量、下料量等与反应物的量相关的操作参数，实现反应过程调控，如：净化过程通过调整锌粉下料量控制除杂效果、浸出过程通过调整废酸流量控制pH值等。但不同工况下，过程反应状态不同，相同操作参数对工艺指标的控制效果差异大，需根据工况类型精细化确定操作参数调整策略。

为此，提出基于分工况智能综合调节的操作参数精细化调控方法^[60]（如图4所示）。该方法将操作参数分解为“基准值+调整量”，根据工况类别分别进行设定，具体包括操作参数预设、工况识别、工艺指标预测以及分工况反馈调整等功

能模块。首先，反应器工况识别模块和反应器工艺指标预测模块分别输出当前反应器的工况和工艺指标预测值^[61]，入口条件估计模块和反应器效率估计模块根据当前工况类型估计反应器入口条件和反应效率。其次，操作参数预设模块根据反应器入口条件、反应器效率和经迁移路径优化得到的指标分阶段设定值，基于物料平衡等物理化学原理预设和当前入口条件相匹配的操作参数，为操作参数设定提供基准值，减小入口条件波动对反应器控制效果的影响。最后，基于当前反应器工艺指标预测值和目标值的偏差，分工况反馈调整模块根据当前工况类型分析评估工艺指标的调控潜质和适宜的调控方式^[62]，智能选取当前工况下操作参数的调整时机和调整量^[21]。操作参数的预设设定值和反馈调整量相加形成操作参数设定值作用在反应器上，最终实现反应器工艺指标的闭环稳定迁移。

3 工程应用案例

3.1 工程应用背景

上述技术应用在我国某企业30万吨/年锌冶炼生产线新建工程。该企业原料为多金属共伴生的锌精矿，经焙烧、浸出、净化、电解等多个工序逐渐提纯转变为满足纯度要求的锌锭，如：0#锌（锌含量99.995%以上，国际上称为SHG，即Special high grade），1#锌（锌含量99.99%以上）等。由于该企业锌精矿原料来自数百家矿山，不同矿山、不同批次锌精矿中主金属锌和铜、铅等伴生元素成分变化大，盲目粗放的操作易造成工序工艺指标超标的现象，且受到大惯性、指标间的复杂关联等影响，需要数天甚至数周的调整才能让生产工艺恢复到正常状态，难以长期稳定优化运行，直接影响产品的质量、生产效率和成本。

为避免复杂原料条件下因长时间反复调整产生的不必要能耗物耗，保障产品质量，提高工艺对复杂原料的适应能力，项目组在该生产线新建工程中开发了由全流程协同优化平台，以及焙烧、浸出、净化、电解等工序的优化控制系统组成的锌冶炼过程协同优化与智能控制系统。系统架构如图7所示。其中，协同优化与智能控制系统从现场DCS（Distributed controls system）系统和MES（Manufacturing execution system）系统获取实时过程参数和工艺指标化验结果。全流程协同优化平台提供各工序工艺指标优化设定值；各工序优化控制系统优化得到各反应器工艺指标和操作参数的设定值，并将操作参数设定值提供给现场DCS控制系统。

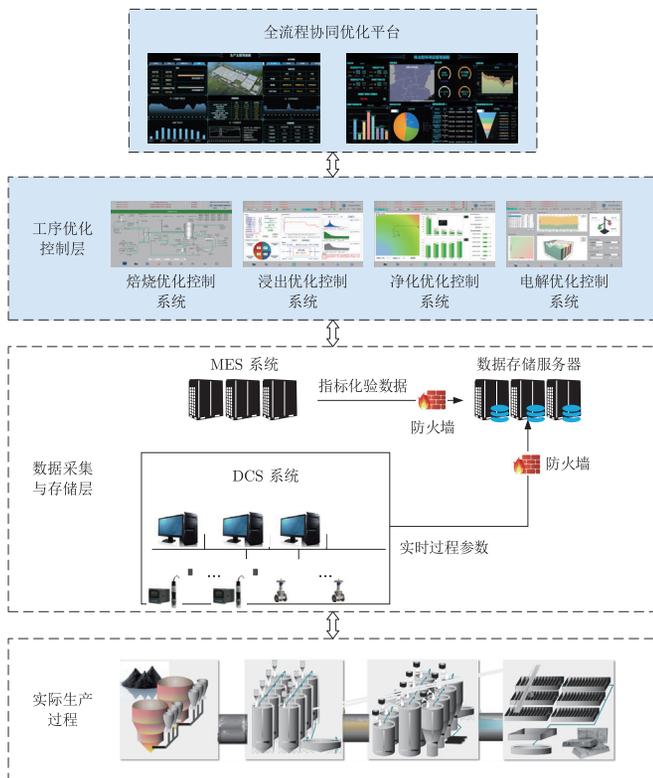


图7 锌冶炼过程协同优化与智能控制系统架构

3.2 系统主要功能及应用成效

锌冶炼过程协同优化与智能控制系统的主要功能如表1所示。从2019年至今，该系统经历了离线对比分析、半自动试运行和全面投入运行阶段，以2020年10月至12月自动控制投运前后一个月各工序的控制效果对比为例。焙烧工序标温的平均波

动从23°C降低至10°C，有效地提高了焙烧氛围的稳定性。浸出工序应用前后终点pH值最大值分别为6.22和6.18，最小值分别为5.72和5.81。优化控制下浸出终点pH值达标率提升3.9%，达到100%（ 6 ± 0.20 ），有价金属锌的浸出率提高2.39%。净化工序应用前后出口钴离子浓度最大值分别为0.75mg/L和0.68mg/L，最小值分别为0.36mg/L和0.32mg/L，均值分别为0.54mg/L和0.48mg/L。优化控制降低了入口钴离子浓度对出口钴离子浓度的影响，钴离子浓度达标率提升1.4%，达到100%（ $\leq 0.7\text{mg/L}$ ），锌粉消耗降低11.64%。电解工序酸锌离子浓度应用前分别有3次和1次超标，应用后均未超标，且通过对新液流量的及时调控避免浓度超限、比应用前波动更小。总体上，优化控制提升了酸锌离子浓度指标达标率，使得能耗降低2.69%。

通过系统应用，实现了世界最大焙烧炉、浸出、净化系统的优化控制，焙烧工序标温控制精度达到 $\pm 1\%$ ，浸出终端pH控制精度达 ± 0.2 ，提高了锌浸出率，降低了渣含锌量，净化后液杂质离子浓度达标率提升3.7%，吨锌直流电耗、锌粉消耗等经济技术指标国际领先，可处理高铜高铅等难冶矿，扩展了工艺适用的原料范围，锌产品纯度稳定达到99.996%，提升了原料波动条件下复杂生产流程的稳定优化运行水平。

4 进一步讨论的问题

对于复杂生产流程，如何充分利用数据、信息和知识，持续提高过程动态特性描述的全面性和准确性、工艺指标控制的实时性和精准性、全流程优化的协同性和智能性是在“制造强

表1 锌冶炼过程协同优化与智能控制系统主要功能

功能模块名称	功能描述
全流程协同优化平台	根据原料来源、锌品位、杂质含量等信息，以综合生产指标(能耗、锌粉消耗、有价金属回收率等)最优为目标，采用操作模式动态匹配方法优化调整各工序工艺指标设定值，包括可溶锌率、不溶硫率、锌浸出率、净化后液钴离子浓度、渣含锌、酸锌离子浓度等，使各工序处于合理的工作点，保障全流程在原料波动的条件下稳定优化运行
焙烧工序优化控制系统	主要包括焙烧炉标温优化设定和分工况稳定控制功能，具体功能包括：1) 基于可溶锌率、不溶硫率、制酸尾气含硫量、温度场分布均匀性等目标对标温设定值进行优化；2) 采用基于温度趋势分析和事件驱动的模糊控制方法设定进料量；3) 针对缩风、增风、断料等工况，基于异常工况控制规则自动调整进料量，保障焙烧炉温度的稳定性
浸出工序优化控制系统	主要包括浸出反应器pH值优化设定和控制功能，具体功能包括：1) 基于机理特征监督的长短期记忆网络模型对浸出过程pH值进行实时估计；2) 基于浸出率和各反应器pH值的关系优化设定各反应器pH值；3) 基于化学衡算设定废酸流量基准值，并采用基于规则主动提取的pH值稳定控制方法根据酸料比大小调节废酸流量，使浸出终点pH值稳定在约束范围内
净化工序优化控制系统	主要包括净化反应器出口杂质离子浓度优化设定和控制功能，具体功能包括：1) 基于慢特征分析方法在线估计反应器锌粉除杂效率，根据净化入口杂质离子浓度、净化后液杂质离子浓度指标要求和各反应器锌粉除杂效率优化分配除杂任务，得到各反应器出口杂质离子浓度优化设定值；2) 并基于电极反应动力学计算各反应器电位目标范围；3) 基于入口条件和锌粉除杂效率计算各反应器锌粉添加基准值，根据电位反馈值分工况调节锌粉添加量，使各反应器电位稳定在期望值附近，净化后液杂质离子浓度达标
电解工序优化控制系统	主要包括以能耗优化为目标的酸锌离子浓度优化控制，具体功能包括：1) 基于物理平衡/氢锌竞争模型、酸锌离子浓度预测模型、酸锌离子浓度化验值和实时过程参数在线估计酸锌离子浓度；2) 根据电流密度、目标电流效率、新液锌浓度，基于物料平衡计算新液流量设定值；3) 针对不同电流密度和酸锌比，分工况调节新液流量，实现酸锌离子浓度的稳定控制

国”和“双碳”国家战略背景下提高能源和资源利用率，提升流程行业智能制造整体水平的关键途径，需要在动态特性全面描述、智能自主控制、动态分层调控、知识驱动的智能决策等方面继续深入研究。

4.1 结构化全感知模型

实际过程具有丰富的动态特性，而现有的模型多为指标模型，输出信息比较单一，难以全面准确描述过程动态特性。另外，随着生产过程智能化水平的提高，单元工序/反应器将具有一定的自主决策能力，反应器与反应器之间将通过信息交互和自组织协同适应生产条件的变化。因此，需要对反应器过程动态特性进行全面描述，对过程多源异构数据进行组织，挖掘数据特征，设计机理特征，形成过程特征体系，融合生产数据、过程特征和工艺机理知识，考虑累积效应、多采样率等实际问题建立包括入口条件、过程工况、出口指标、能效状态等从不同角度反映过程动态特性的信息模型，并按照一定的结构、层次和关联关系对这些信息进行组织，构建结构化全感知模型，提高模型的可解释性，实现过程动态特性的全面准确描述，并将其作为反应器之间信息交互的接口，支撑反应器之间的协同操作。

4.2 反应器智能自主控制

基本生产单元智能化水平和全流程协同优化能力的提升是智能制造的发展趋势。作为基本生产单元，反应器的智能自主控制是指其能在动态不确定的生产条件下，智能识别当前工况（包括正常工况的细粒度识别、故障初期识别、故障诊断等），描述当前过程动态特性，估计物质转化效率，确定不同工况下的控制目标，对不同操作参数下的控制效果进行演化分析，自主设定操作参数。因此，需构建面向全工况的反应器智能自主控制体系，在正常工况下考虑经济指标优化设定操作参数，在故障初期和故障工况下以故障自愈为目标自主配置控制回路和调整操作参数，克服工况动态变化和过程不确定性的影响，实现动态生产条件下反应器操作参数的智能自主设定。

4.3 多冲突目标动态满意优化

由于原料成分波动、设备故障、检测误差等不确定因素影响，过程会处于非优化、非稳定等工况，导致过程的生产目标、工艺约束存在不确定性，出现无法同时满足或相互冲突的情况。如：锌冶炼原料来源复杂多变和供应不稳定导致配料过程存在无法满足所有元素成分约束的问题。因此，需要研究不同工况下问题不确定性的处理，优化问题的转化、约束放宽的优先级和偏好等问题（尤其是无最优解/无可行解的工况），根据当前工况合理动态调整优化目标和约束，基于博弈等方法得

到多目标不确定优化问题的满意解。

4.4 工况波动下过程时空动态调控机制

复杂生产流程运行优化涉及全流程、工序、反应器等多个工艺层级，需要通过逐级的问题分解和反馈调整完成优化控制任务。但由于工况波动、入料组分大幅变化等过程扰动影响，一方面，难以保证在期望的时间内将各类工艺指标控制在其设定值，需要利用工序流程长、反应器级联的特点，研究工序内各反应器物质转化任务滚动优化调整方法，实现基于反应器逐级缓冲的工序工艺指标稳定控制方法；另一方面，针对在优化设定周期内动态调整各类工艺指标设定值的问题，需要从复杂生产流程具有多工艺层级的特点出发，从控制时序和周期等角度研究跨层级的动态调控机制，实现不同层级工艺指标的闭环反馈优化控制。

4.5 知识驱动的智能决策

知识型工作自动化是驱动未来经济发展的颠覆性技术。如何使复杂生产流程的优化控制系统具有掌握和灵活运用相关知识进行智能决策的能力，实现采购、调度和运行优化等知识型工作的自动化是其适应动态市场和生产条件变化，进行各项经营和生产决策的核心。因此，需要研究从多源数据、信息到知识的高效获取方法，构建面向运行优化的复杂生产流程知识体系；将知识关联、推理与演化和指标估计、工况识别、协同优化、智能自主控制等方法相融合，形成基于知识的复杂生产流程状态感知和优化控制方法；在知识驱动的智能决策体系中对不同工艺层级的优化控制方法、时空动态调控机制进行一体化集成，实现知识驱动的智能决策，支撑从“全厂-车间-装置”分层级的、“金字塔”式的生产管理模式到多域协同的、扁平化的生产管理模式的变革。

5 结论

本文针对我国流程行业原料来源复杂的现状，围绕复杂生产流程的优化控制问题，结合全流程、单元工序、反应器等不同层级的工艺特点和优化控制需求，研究了具备全流程多工序操作模式协同优化、单元工序多反应器指标梯度协同优化、反应器工艺指标多工况精准控制等功能的复杂生产流程协同优化和智能控制方法，以锌冶炼智能工厂建设工程为例介绍了其在提高工艺适应能力、保障产品质量和降低物耗能耗等方面的效果。结合复杂生产流程智能化发展方向，探讨了结构化全感知模型、反应器智能自主控制、多冲突目标动态满意优化、工况波动下过程时空动态调控机制和知识驱动的智能决策等需深入

研究的问题。在流程工业高质量发展的背景下，通过现有过程控制方法和先进人工智能方法的融合创新突破上述问题，将进一步丰富复杂工业过程控制理论，为流程行业智能化水平的持续提升提供坚实的技术支撑。**AP**

(本文转自《自动化学报》2023年第3期)

作者简介:

阳春华，中南大学自动化学院教授，2002年获得中南大学博士学位，主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、智能自动化系统与装置。

孙 备，中南大学自动化学院副教授，2015年获得中南大学博

士学位，主要研究方向为数据驱动的复杂工业过程建模与操作优化。

李勇刚，中南大学自动化学院教授，2004年获得中南大学博士学位，主要研究方向为复杂工业过程建模与控制、智能制造、工业大数据。

黄科科，中南大学自动化学院教授，2017年获得清华大学博士学位，主要研究方向为复杂系统与复杂网络、人工智能与机器学习、智能制造与工业互联网。

桂卫华，中国工程院院士，中南大学自动化学院教授，1981年获得中南矿冶学院硕士学位，主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、分散鲁棒控制及故障诊断。

参考文献:

- [1] Niemi A, Paakkinen U. Simulation and control of 1 flotation circuits. *Automatica*, 1996, 5 (5) : 551 - 561
- [2] Jämsä-Jounela S L. Future trends in process automation. *Annual Reviews in Control*, 2007, 31 (2) : 551 - 561
- [3] Guido B F, Flavio M. Kinetic models analysis. *Chemical Engineering Science*, 2009, 64 (5) : 1061 - 1074
- [4] Hodouin D. Methods for automatic control, observation, and optimization in mineral processing plants. *Journal of Process Control*, 2011, 21 (2) : 211 - 225
- [5] Shean B J, Cilliers J J. A review of froth flotation control. *International Journal of Mineral Processing*, 2011, 100 (3 - 4) : 57 - 71
- [6] le Roux J D, Padhi R, Craig I K. Optimal control of grinding mill circuit using model predictive static programming: A new nonlinear MPC paradigm. *Journal of Process Control*, 2014, 24 (12) : 29 - 40
- [7] Ding J, Yang C, Chai T. Recent progress on data-based optimization for mineral processing plants. *Engineering*, 2017, 3 (2) : 183 - 187
- [8] Yang Chun-Hua, Gui Wei-Hua. *Intelligent Modeling, Optimization and Control of Complex Nonferrous Metal Production Process*. Beijing: Scientific Press, 2021. 47 - 53 (阳春华, 桂卫华. 复杂有色金属生产过程智能建模、控制与优化. 北京: 科学出版社, 2021, 47 - 53)
- [9] Pistikopoulos E N, Barbosa-Povoa A, Lee J H, Misener R, Mitsos A, Reklaitis G V, et al. Process systems engineering — The generation next? *Computers & Chemical Engineering*, 2021, 147 : Article No. 107252
- [10] Nolasco E, Vassiliadis V S, Kähm W, Adloor S D, Al Ismaili R, Conejeros R, et al. Optimal control in chemical engineering: Past, present and future. *Computers & Chemical Engineering*. 2021, 155 : Article No. 107528
- [11] Binnemans K, Jones P T. The twelve principles of circular hydrometallurgy. *Journal of Sustainable Metallurgy*, DOI: 10. 1007/s40831-022-00636-3
- [12] Niemi A J. Role of kinetics in modelling and control of flotation plants. *Powder Technology*, 1995, 82 (1) : 69 - 77
- [13] Liu Ning, Chai Tian-You. An optimal tuning method of PID controller parameters. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c220795 (刘宁, 柴天佑. PID 控制器参数的优化整定方法. *自动化学报*, DOI: 10. 16383/j.aas.c220795)
- [14] Bergh L G, Yianatos J B. The long way toward multivariate predictive control of flotation processes. *Journal of Process control*, 2011, 21 (2) : 226 - 234
- [15] Li Y, Gui W, Teo K L, Zhu H, Chai Q. Optimal control for zinc solution purification based on interacting CSTR models. *Journal of Process control*, 2012, 22 (10) : 1878 - 1889
- [16] Wang L, Gui W, Teo K L, Loxton R, Yang C. Optimal control problems arising in the zinc sulphate electrolyte purification process. *Journal of Global Optimization*, 2012, 54 (2) : 307 - 323

- [17] Zhang F, Yang C, Zhou X, Zhu H. Fractional order fuzzy PID optimal control in copper removal process of zinc hydrometallurgy. *Hydrometallurgy*, 2018, 178 : 60 - 76
- [18] Schwenzer M, Ay M, Bergs T, Abel D. Review on model predictive control: An engineering perspective. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 117 : 1327 - 1349
- [19] Chen X, Li S, Zhai J, Li Q. Expert system based adaptive dynamic matrix control for ball mill grinding circuit. *Expert Systems With Applications*, 2009, 36 (1) : 716 - 723
- [20] Wu Tie-Bin, Yang Chun-Hua, Li Yong-Gang, Zhu Hong-Qiu, Gui Wei-Hua. Fuzzy operational-pattern based operating parameters collaborative optimization of cobalt removal process with arsenic salt. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40 (8) : 1690 - 1698 (伍铁斌, 阳春华, 李勇刚, 朱红求, 桂卫华. 基于模糊操作模式的砷盐除钴过程操作参数协同优化. *自动化学报*, 2014, 40 (8) : 1690 - 1698)
- [21] Feng Z, Li Y, Sun B, Yang C, Zhu H, Chen Z. A trend-based event-triggering fuzzy controller for the stabilizing control of a large-scale zinc roaster. *Journal of Process Control*, 2021, 97 : 59 - 71
- [22] Hu Zhi-Kun, Gui Wei-Hua, Peng Xiao-Qi, Yao Jun-Feng, Zhang Wei-Hua. Intelligent optimization of optimal operational pattern in the process of copper converting furnace. *Control Theory & Applications*, 2005, 22 (2) : 243 - 247 (胡志坤, 桂卫华, 彭小奇, 姚俊峰, 张卫华. 铜转炉生产操作模式智能优化. *控制理论与应用*, 2005, 22 (2) : 243 - 247)
- [23] Zhou P, Chai T, Wang H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, 6 (4) : 730 - 743
- [24] Chai T, Ding J, Wu F. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. *Control Engineering Practice*, 2011, 19 (3) : 264 - 275
- [25] Chai T, Qin S J, Wang H. Optimal operational control for complex industrial processes. *Annual Reviews in Control*, 2014, 38 (1) : 81 - 92
- [26] Sun B, Yang C, Zhu H, Li Y, Gui W. Modeling, optimization, and control of solution purification process in zinc hydrometallurgy. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2018, 5 (2) : 564 - 576
- [27] Sun B, He M, Wang Y, Gui W, Yang C, Zhu Q. A data-driven optimal control approach for solution purification process. *Journal of Process Control*, 2018, 68 : 171 - 185
- [28] McCoy J T, Auret L. Machine learning applications in minerals processing: A review. *Minerals Engineering*, 2019, 132 : 95 - 109
- [29] Ali D, Frimpong S. Artificial intelligence, machine learning and process automation: Existing knowledge frontier and way forward for mining sector. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53 (8) : 6025 - 6042
- [30] Shi X, Li Y, Sun B, Xu H, Yang C, Zhu H. Optimizing zinc electrowinning processes with current switching via deep deterministic policy gradient learning. *Neurocomputing*, 2020, 380 : 190 - 200
- [31] Yang T, Yi X, Lu S, Johansson K H, Chai T. Intelligent manufacturing for the process industry driven by industrial artificial intelligence. *Engineering*, 2021, 7 (9) : 1224 - 1230
- [32] Gao Su-Ting, Chai Tian-You. Intelligent forecasting method of caustic concentration in alumina production process based on end-edge-cloud coordination. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c220227 (高慷婷, 柴天佑. 端边云协同的氧化铝生产过程苛性碱浓度智能预报方法. *自动化学报*, DOI: 10.16383/j.aas.c220227)
- [33] Li Z, Huang M, Zhu J, Gui W, Jiang Z P, Du W. Learningbased adaptive optimal control for flotation processes subject to input constraints. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2023, 31 (1) : 252 - 264
- [34] Jiang Yi, Fan Jia-Lu, Chai Tian-You. Data-driven optimal output regulation with assured convergence rate. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48 (4) : 980 - 991 (姜艺, 范家璐, 柴天佑. 数据驱动的保证收敛速率最优输出调节. *自动化学报*, 2022, 48 (4) : 980 - 991)
- [35] Yang Chun-Hua, Liu Yi-Shun, Huang Ke-Ke, Sun Bei, Li Yong-Gang, Chen Xiao-Fang, et al. Intelligent model library for nonferrous metal industry: Construction method and application. *Strategic Study of Chinese Academy of Engineering*, 2022, 24 (4) : 188 - 201 (阳春华, 刘一顺, 黄科科, 孙备, 李勇刚, 陈晓方, 等. 有色金属工业智能模型库构建方法及应用. *中国工程科学*, 2022, 24 (4) : 188 - 201)
- [36] Lattanzi L, Raffaelli R, Peruzzini M, Pellicciari M. Digital twin for smart manufacturing: A review of concepts towards a practical industrial implementation. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2021, 34 (6) : 567 - 597
- [37] Leng J, Wang D, Shen W, Li X, Liu Q, Chen X. Digital twinsbased smart manufacturing system design in Industry 4.0: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 60 : 119 - 137
- [38] Fuentes-Cortés L F, Flores-Tlacuahuac A, Nigam K D P. Machine learning algorithms used in PSE environments: A didactic approach and critical perspective. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2022, 61 (25) : 8932 - 8962

- [39] Willard J, Jia X, Xu S, Steinbach M, Kumar V. Integrating scientific knowledge with machine learning for engineering and environmental systems. *ACM Computing Surveys*, 2022, 55 (4) : Article No. 66
- [40] Zhou Xiao-Jun, Yang Chun-Hua, Gui Wei-Hua. Modeling and control of nonferrous metallurgical processes on the perspective of global optimization. *Control Theory & Applications*, 2015, 32 (9) : 1158 - 1169 (周晓君, 阳春华, 桂卫华. 全局优化视角下的有色冶金过程建模与控制. *控制理论与应用*, 2015, 32 (9) : 1158 - 1169)
- [41] Yang C, Sun B. *Modeling, Optimization and Control of Zinc Hydrometallurgical Purification Process*. London: Elsevier, 2021.15 - 20
- [42] Chen Y, Li Y, Sun B, Li Y, Zhu H, Chen Z. A chance-constrained programming approach for a zinc hydrometallurgy blending problem under uncertainty. *Computers & Chemical Engineering*, 2020, 140: Article No. 106893
- [43] Liu Y, Yang C, Huang K, Gui W. Non-ferrous metals price forecasting based on variational mode decomposition and LSTM network. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 188: Article No. 105006
- [44] Andrew K. Smart manufacturing must embrace big data. *Nature*, 2017, 544 : 23 - 25
- [45] Edgar T F, Pistikopoulos E N. Smart manufacturing and energy systems. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, 114 : 130 - 144
- [46] Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Li Yong-Gang, He Jian-Jun, Yin Lin-Zi. Data-driven operational-pattern optimization for copper flash smelting process. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35 (6) : 717 - 724 (桂卫华, 阳春华, 李勇刚, 贺建军, 尹林子. 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化及应用. *自动化学报*, 2009, 35 (6) : 717 - 724)
- [47] Han J, Yang C, Zhou X, Gui W. Dynamic multi-objective optimization arising in iron precipitation of zinc hydrometallurgy. *Hydrometallurgy*, 2017, 173: 134 - 148
- [48] Kim S I, Kim K E, Park E K, Song S W, Jung S. Estimation methods for efficiency of additive in removing impurity in hydrometallurgical purification process. *Hydrometallurgy*, 2007, 89 (3) : 242 - 252
- [49] Zhang B, Yang C, Li Y, Wang X, Zhu H, Gui W. Additive requirement ratio prediction using trend distribution features for hydrometallurgical purification processes. *Control Engineering Practice*, 2016, 46 : 10 - 25
- [50] Sun B, Gui W, Wang Y, Yang C. Intelligent optimal setting control of a cobalt removal process. *Journal of Process Control*, 2014, 24 (5) : 586 - 599
- [51] Sun B, Gui W, Wang Y, Yang C, He M. A gradient optimization scheme for solution purification process. *Control Engineering Practice*, 2015, 44 : 89 - 103
- [52] Long S, Li W, Sun B, Li Y. A mechanism-based semisupervised online pH estimation approach for a leaching process. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: Article No. 2517314
- [53] Sun B, Yang C, Wang Y, Gui W, Craig I, Olivier L. A comprehensive hybrid first principles/machine learning modeling framework for complex industrial processes. *Journal of Process Control*, 2020, 86 : 30 - 43
- [54] Zhang B, Yang C, Zhu H, Li Y, Gui W. Kinetic modeling and parameter estimation for competing reactions in copper removal process from zinc sulfate solution. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52 (48) : 17074 - 17086
- [55] Sun B, Gui W, Wu T, Wang Y, Yang C. An integrated prediction model of cobalt ion concentration based on oxidation-reduction potential. *Hydrometallurgy*, 2013, 140 : 102 - 110
- [56] Wang X, Wang Y, Yang C, Xu D, Gui W. Hybrid modeling of an industrial grinding-classification process. *Powder Technology*, 2015, 279 : 75 - 85
- [57] Huang K, Wu Y, Yang C, Peng G, Shen W. Structure dictionary learning-based multimode process monitoring and its application to aluminum electrolysis process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17 (4) : 1989 - 2003
- [58] Sun B, Yang W, He M, Wang X. An integrated multi-mode model of froth flotation cell based on fusion of flotation kinetics and froth image features. *Minerals Engineering*, 2021, 172: Article No. 107169
- [59] Feng Z, Li Y, Sun B, Yang C, Huang T. A multimode mechanism-guided product quality estimation approach for multi-rate industrial processes. *Information Sciences*, 2022, 596 : 489 - 500
- [60] Sun B, Chen W, Li Y, Zhang X, Liu G. An intelligent dynamic setting control framework for a multimode impurity removal process. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, DOI: 10.1515/ijcre-2022-0116
- [61] Zhang B, Yang C, Zhu H, Li Y, Gui W. Evaluation strategy for the control of the copper removal process based on oxidation-reduction potential. *Chemical Engineering Journal*, 2016, 284 : 294 - 304
- [62] Zhang B, Yang C, Zhu H, Shi P, Gui W. Controllable-domainbased fuzzy rule extraction for copper removal process control. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 26 (3) : 1744 - 1756