

有色冶金过程建模与优化的若干问题及挑战

桂卫华¹ 阳春华¹ 陈晓方¹ 王雅琳¹

摘要 有色金属工业发展正面临资源、能源与环境的严重制约, 而有色冶金过程建模与优化是实现有色冶金生产节能降耗减排的关键技术之一. 论文从有色冶金过程的特点出发, 首先探讨了有色冶金过程的机理建模、连续搅拌釜式反应器 (Continuous stirred tank reactor, CSTR) 模型和智能集成建模的理论与方法, 提出了智能集成建模的描述方法, 归纳了模型的集成形式, 给出了工业应用上的几类智能集成模型; 然后围绕有色冶金过程工程优化, 讨论了操作模式优化、软约束调整满意优化、多目标智能优化等方法, 并阐述了大型湿法炼锌电解过程的综合优化控制技术; 最后探讨了有色冶金过程建模与优化所面临的新挑战.

关键词 有色冶金过程, 智能集成建模, 工程优化, 操作模式, 锌电解

引用格式 桂卫华, 阳春华, 陈晓方, 王雅琳. 有色冶金过程建模与优化的若干问题及挑战. 自动化学报, 2013, 39(3): 197–207

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00197

Modeling and Optimization Problems and Challenges Arising in Nonferrous Metallurgical Processes

GUI Wei-Hua¹ YANG Chun-Hua¹ CHEN Xiao-Fang¹ WANG Ya-Lin¹

Abstract Challenges in current development of nonferrous metallurgical industry include resource shortage, energy crisis and environmental pollution. As one of the key techniques, methods of modeling and optimization are extensively used to save energy, reduce consumption and emissions in the nonferrous metallurgical processes. In this paper, firstly, the modeling problem for nonferrous metallurgical process is considered. Based on the characteristics of the nonferrous metallurgical processes, several methods and theories for the modeling of nonferrous metallurgical processes, including the mechanism-based, continuous stirred tank reactor (CSTR)-based, and intelligent integrated modeling methods, are investigated. We focus on the description method in intelligent integrated modeling and its integration structures, and give some types of intelligent integrated models in various industrial applications. Secondly, the engineering optimization problem arising in nonferrous metallurgical process is considered. Some engineering optimization methods, including operational-pattern optimization, satisfactory optimization with soft constraints adjustment, multi-objective intelligent optimization methods, and a comprehensive optimal control technique for a large-scale zinc electrolysis process are illustrated. In the end, some new challenges in process modeling and optimization are discussed.

Key words Nonferrous metallurgy process, intelligent integrated modeling, engineering optimization, operational-pattern, zinc electrolysis

Citation Wei-Hua Gui, Chun-Hua Yang, Xiao-Fang Chen, Ya-Lin Wang. Modeling and optimization problems and challenges arising in nonferrous metallurgical processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 197–207

收稿日期 2012-11-07 录用日期 2012-11-08
Manuscript received November 7, 2012; accepted November 8, 2012

国家自然科学基金 (61134006, 61025015, 61273187), 国家科技支撑计划 (2012BAK09B04), 教育部创新团队 (IRT1044), 教育部博士点基金 (20110162130011, 20100162120019) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61134006, 61025015, 61273187), National Science and Technology Support Program (2012BAK09B04), Innovation Team Program of the Ministry of Education (IRT1044), Fund for Doctor Station of the Ministry of Education (20110162130011, 20100162120019)

本文为黄琳院士约稿

Recommended by Academician HUANG Lin

1. 中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083

1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083

该文的英文版同时发表在 *Acta Automatica Sinica*, vol. 39, no. 3, pp. 197–207, 2013.

有色金属是国民经济和国防军工的基础原料和战略物资, 产业关联度高, 具有十分重要的战略地位. 我国有色金属工业发展迅猛, 近十年来铜铝铅锌等十种有色金属产量稳居世界第一, 但其发展面临着资源、能源和环境的严重制约, 节能降耗减排形势严峻^[1]. 尽管我国有色冶炼装备工艺水平已有大幅提升, 但与国外先进企业相比, 在生产率、生产成本和能耗、环境污染及矿物回收率等方面还有较大差距, 有色金属矿采选回收率仅为 50%~60%, 单位产品能耗高 15%, 究其差距产生的原因是多方面的, 但冶炼过程综合自动化水平低是最主要原因之一.

有色冶金过程的建模和优化难题制约了冶炼生产自动化水平的提升^[2]: 1) 有色冶金过程机理复杂,

建模困难: 存在多种物理与化学反应, 气、液、固三相共存, 涉及复杂的物质及能量的转换和传递, 而且我国有色金属矿源复杂, 工况多变, 难以建立精确模型, 反应装置内部的复杂性、封闭性和不确定性导致了过程参数和生产目标的非线性关系难以描述和估计. 2) 有色冶金过程的长流程、多工序、强耦合特征导致过程优化困难: 有色冶金过程流程长, 生产条件变化剧烈, 具有多重大滞后和参数关联, 实际生产中经常要同时考虑多个生产指标, 约束复杂, 因此实现全流程优化极其困难. 这些建模和优化问题使现有的工艺装备难以达到设计指标, 配置的底层自动化系统和仪表未能充分发挥效益, 操作和设定长期依赖人工经验, 具有主观性和盲目性.

围绕制约有色冶金过程控制水平提升的过程建模和优化关键问题, 本文首先描述了有色冶金过程的机理建模、连续搅拌釜式反应器 (Continuous stirred tank reactor, CSTR) 模型以及智能集成建模的相关理论和方法, 讨论了几种有色冶金过程智能集成建模的典型方法; 其次从节能降耗减排的需求出发分析有色冶金过程的工程优化问题, 包括操作模式优化、软约束调整满意优化、多目标智能优化等针对不同过程特点的工程优化方法; 然后以锌电解过程综合优化控制为案例进行了阐述; 最后根据有色冶金过程绿色生产的需求, 探讨了在建模和优化方面所面临的新课题和新挑战.

1 有色冶金过程的智能集成建模

有色冶金过程是一个利用多种不同形式能量相互传递与转换, 完成物理化学反应和相变反应以提取有价金属的过程. 有色冶金过程建模关键难点是在精确机理建模困难的情况下, 如何将过程机理与其他过程信息融合建立可靠的有效过程模型.

1.1 有色冶金过程的机理建模方法

机理模型是在工艺机理分析的基础上, 依据物料平衡、热量平衡和冶金反应动力学建立的对象数学模型, 能反映系统的主要规律, 在描述系统行为上是有效的^[3]. 机理模型往往是有色冶金过程描述、分析、控制和优化的基础. 长期以来, 有色冶金过程的对象模型大都采用机理建模方法.

在有色冶金建模领域, 国际上主要是以机理模型为基础开展研究的, 如在冶金领域、矿物加工领域有代表性的研究团队芬兰赫尔辛基工业大学过程控制与自动化实验室、南非斯坦普林斯大学过程工程系、英国帝国理工大学矿物加工系等. 赫尔辛基工业大学 Komulainen 在文献 [4] 中根据物料平衡建立了铜溶剂萃取过程的非线性动态模型, 根据过程的变化自适应调节模型参数, 采用非线性扩展 Kalman

滤波参数辨识方法进一步提高模型精度. 南非斯坦普林斯大学 Stadler 等^[5] 从机理出发对熔渣泡沫化等过程建模, 注重通过实验研究去确定真正影响过程的因素和机制, 再根据实验结果修正模型. 文献 [6] 研究了铝土矿球磨过程总体物料平衡机理模型, 在磨矿试验基础上揭示了铝土矿破碎的非一阶动力学特性, 构建了铝土矿破碎速率与破碎时间和粒级之间的数学模型.

但是, 机理建模很大程度上依赖于对过程机理的认知, 开发严格的机理模型成本高、难度大^[7]. 有色冶金生产常常处于一个非平衡、非均一、非稳定和强非线性的过程, 使得其机理模型可靠性难以保证^[8], 存在模型精度低和模型容易失配的问题. 由于我国矿源条件的特殊性, 有色冶金过程的机理建模在国内面临更复杂的挑战, 一些过去在国外行之有效的机理模型引进后也出现不适应生产要求的情况, 铜闪速熔炼过程中的东予模型^[9] 就是一个例子.

1.2 CSTR 模型

连续搅拌釜式反应器 (CSTR) 是冶金、化工生产过程中广泛使用的一种反应器, 是高度非线性的化学反应动态系统. CSTR 模型是非线性反应动力学的一类典型机理模型, 在有色冶金过程中用于描述湿法冶金反应、金属离子净化等重要过程. CSTR 机理建模都假设物料以稳定流量流入反应器、物料与存留在反应器中的物料瞬间达到完全混合, 再根据反应动力学、物料平衡、能量平衡等原理建立机理模型^[10-12]. 以湿法冶金反应器为背景, 文献 [13] 建立了氧化铝连续碳酸化分解过程的关联 CSTR 模型; 文献 [14] 建立了湿法炼锌净化除钴和镉离子的时滞关联动态反应模型. 此外, 根据工业过程积累的大量运行数据和经验知识, 一些支持向量机方法、人工神经网络方法等^[15-16] 也用于描述 CSTR 模型不同变量之间的关系.

在 CSTR 反应模型中, 假设物料以稳定的流速进入和流出反应器, 包括反应器出口处的釜内物料的浓度和温度处处相等. 而有色冶金反应过程中常常具有多相流和多场耦合效应, 各种物理场存在非均一分布特性, 经典 CSTR 模型的假设不再成立. 而且许多有色冶金过程的 CSTR 反应器往往是多个反应器相互关联的^[17], 一个反应器单元的工艺指标波动会影响其他反应器单元的稳定性, 甚至导致整个系统失稳. 而传统的 CSTR 模型及其稳定性分析方法都局限于单个反应器单元的某个稳态点, 对具有大范围参数稳定域的关联反应器难以适应.

1.3 智能集成建模

由于机理建模方法在描述精度等方面的不足, 一些能够充分利用工业过程生产数据、经验知识的

智能建模方法迅速发展起来,如基于人工智能的模糊逻辑^[18]、专家系统^[19]、神经网络^[20-21]等方法以及基于统计学习的支持向量机^[22-23]、主元分析^[24]等,这些方法在系统参数辨识和解决对象描述复杂性方面显示出优势,但单一的智能建模方法在模型的学习泛化能力、先验知识处理、模型复杂度等方面存在局限性。为弥补机理建模和单一智能建模方法的局限性,综合利用反应机理、操作经验和生产数据等具有不同表现形式和表征重点的信息,提出了有色冶金过程智能集成建模理论与方法。

1.3.1 智能集成建模理论

有色冶金过程智能集成建模是指将机理模型与智能模型按一定的方式集成后用于实际过程的描述。智能集成建模过程中,生产数据可用于系统辨识和智能建模,经验知识可作为专家经验建模和模糊逻辑建模的基础,而对过程的认知则是机理建模的前提。通过对有色冶金过程建模的多年实践研究,提出了基于模型基元的智能集成模型六元素描述方法^[2]。一个智能集成模型可由 $\{O, G, V, S, P, W\}$ 六个元素决定,其中 O 为建模对象(Object); G 为建模目标或目的(Goal); V 代表模型变量集(Variable set),包括输入变量、输出变量和中间变量; S 为模型的结构形式(Structure),如偏微分方程组、If-Then规则、三层前馈神经网络等; P 为模型参数集(Parameter set),包括结构参数和变量参数; W 代表建模用的方法集(Way set),包括变量确定方法和参数确定方法等。

智能集成模型是多个模型基元的结构化组合,所谓模型基元是指具有 $\{O, G, V, S, P, W\}$ 模型六元素且不可再细分的模型单元。智能集成建模可描述为一组模型基元的集合,即:

$$\begin{cases} f() = M\langle O, G, V, M_{\text{Sub}} | B = 1 \rangle \\ f_i() = M_i\langle O, G, V, S, P, W | B = 0 \rangle, \\ f_i() \in M_{\text{Sub}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f()$ 和 $f_i()$ 表示模型; $M\langle \cdot \rangle$ 为模型表征符号;方括号 $\langle \cdot \rangle$ 内的变量是构成模型的元素; M_{Sub} 是集成模型所包括的模型基元集合; B 为模型的属性,若 $B = 0$ 意味着该模型为模型基元,可用 $\{O, G, V, S, P, W\}$ 六元素直接描述;若 $B = 1$,表示模型由多个模型基元组成。

智能集成建模方法以模型基元为构件,实现机理建模、数据建模、知识建模方法上的有机结合,以及过程检测数据、工艺机理和经验知识信息上的智能融合。集成建模是一种模型集成化和抽象化的工程分析方法,它允许在特定领域内创建多种模型的集成集合。实际应用中,模型基元的集成形式往往是

多样的,这里归纳了六种基本的集成形式。

1) 并联补集成:是将两个模型基元相并联,并把两个模型基元的输出进行相加或相乘后作为模型的总输出的建模方式,其中两个模型有主从之分,一个模型在集成模型中占主导地位,另一个模型则是对主模型的补充,或者说是主模型输出误差的补偿;

2) 加权并集成:由多个模型基元组成,这些模型基元作用互补,在集成模型中的地位由加权权重决定;

3) 串联集成:由两个模型基元组成,其中一个模型基元的输出是另一个模型基元的输入;

4) 模型嵌套集成:由两个或两个以上模型基元组成,其中,一个模型基元为主体模型,其他模型基元则嵌套在主体模型中,用于代替主体模型中的部分变化参数;

5) 结构网络化集成:将一种建模方法用神经网络的结构形式和学习方法予以实现的集成方法,是神经网络的思想与其他建模方法的一种集成,增强原有建模方法的学习能力;

6) 部分方法替代集成:将其他新的方法集成到某一种模型中,用于替代原有建模方法中模型变量选择、模型结构确定和参数估计等某一部分内容。

在复杂工业过程中,智能集成模型如多神经网络模型^[25]、神经网络与传统方法集成模型^[26-27]、模糊神经网络模型^[28]、专家推理集成模型^[29]、基于参数智能优化的模型^[30-31]等在实际工程应用中都取得了成功。

1.3.2 典型有色冶金过程智能集成建模方法

这里讨论几类针对典型有色冶金过程特点提出、并经过应用验证的建模方法。值得注意,有色冶金过程机理模型往往是智能集成模型的基础或重要组成部分。

1) 一类基于残差补偿的智能集成建模方法

该方法适用于反应机理相对明确的工业过程,以基于冶金反应动力学、热力学以及物料平衡、能量平衡的机理模型作为智能集成建模的主体,利用生产数据和专家知识建立残差模型,补偿主体模型输出与实际输出的差值。残差建模具有弱化智能建模的复杂度和提高模型预测精度的作用。

针对氧化铝生料浆配料生产过程,建立了基于物料平衡原理和残差补偿的生料浆质量预测模型^[32],如图1所示。模型由基于物料平衡的机理模型和残差补偿模型组成,其中残差补偿模型中包含了不可解析求解的BP神经网络模型和基于数据的机理补偿模型,通过协调器控制其输出,实现了生料浆成分的在线预测,满足了生产要求。

2) 基于模型嵌套的智能集成建模方法

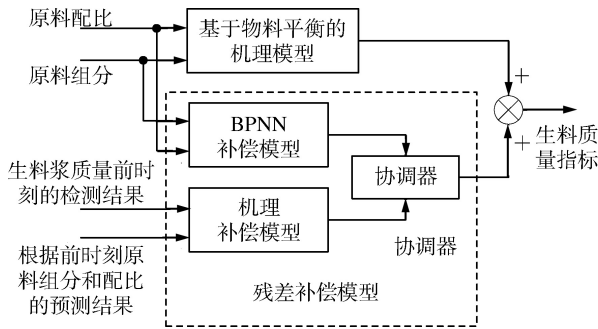


图 1 氧化铝生料浆配料质量预测模型

Fig. 1 Predictive model of raw slurry blending quality for aluminum sintering process

该方法适用于机理模型中部分参数不确定、时变的情况，以机理模型为集成模型的主体，基于数据的模型和基于知识的模型则以辨识或修正主体模型中的关键参数为目的，嵌入主体模型中。

铜转炉吹炼是一个复杂的间歇式、高温、多相熔池反应过程。为了描述吹炼过程中反应体系动态变化，提出一种基于模型嵌套的铜转炉吹炼动态过程智能集成建模方法^[30]，模型结构如图 2 所示。动态模型的主体为基于反应动力学和热力学的多变量常微分机理模型，并引入动力学系数修正因子，建立嵌套的修正因子辨识模型。按照该方法建立铜冶炼 PS 转炉造渣 S1 期动态模型，能很好地反映吹炼过程的终点状态。

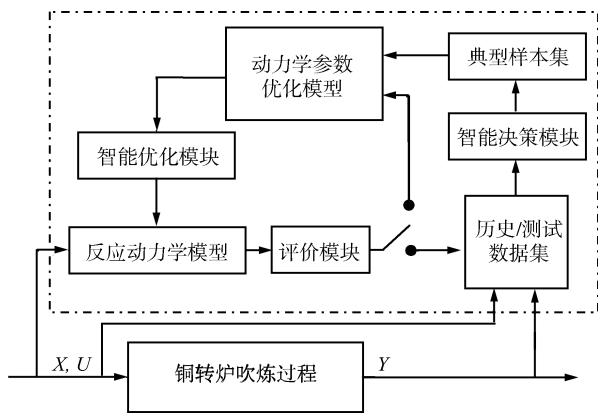


图 2 基于模型嵌套的铜转炉吹炼动态过程智能集成模型

Fig. 2 Intelligent integrated model of the copper converting process based on nested models

3) 基于多模型协调的智能集成建模方法

该方法强调机理模型、数据模型与知识模型三者的共同作用，提出了基于专家经验、基于模糊隶属度和基于统计分析的智能协调方法确定模型加权，以发挥不同工况下不同模型的优势。

铜闪速熔炼过程中，反映闪速炉炉况的关键工

艺指标——冰铜温度、冰铜品位和渣中铁硅比无法在线检测，直接影响闪速炉炉况的优化运行。为此，建立基于物料平衡与热平衡的机理模型、基于生产数据的模糊递归神经网络模型，并根据工艺参数的稳定性设计智能协调器进行集成^[33]，实现三个工艺指标的预测，其模型结构如图 3 所示。该方法已成功应用于铜闪速熔炼炉工艺指标的在线预测。

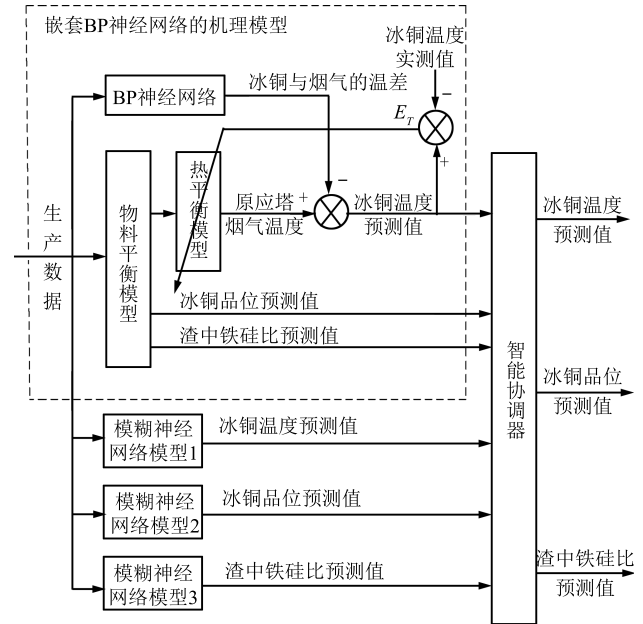


图 3 基于多模型协调的铜闪速熔炼过程指标预测模型

Fig. 3 The intelligent integrated predictive model based on multi-model coordination for copper flash smelting process

2 有色冶金过程的工程优化

工程优化是实现有色冶金过程节能降耗减排目标的关键。有色冶金生产过程的工程优化包括设计优化、仿真优化和运行优化三个层面的工程优化问题。设计优化是从工艺装置、工序流程、反应器结构等方面进行工艺设计上的优化，仿真优化是通过仿真计算、过程模拟、条件实验等手段获取最优的工艺条件设定参数和不同情况下的工况变化规律，运行优化则是以工艺、品质、经济、环境等指标为优化目标，在工况发生改变时，实时指导生产过程的操作、控制与调度，保证生产过程运行在最优工况。

目前有色冶金生产基本实现了底层自动化控制参数的跟踪和稳定，但从节能降耗的层面实现全流程的运行优化还存在困难，其主要困难来自于长流程、多工序、多模型、多目标、不确定等因素带来的运行优化问题的复杂性。例如烧结法氧化铝生产过程包括配料、烧结、溶出、脱硅、分解、焙烧以及蒸发等七道生产工序，工况波动往往需要数班、甚至数

天的人工调节才能恢复生产过程的平衡, 运行优化问题十分突出.

传统以迭代计算为本质的过程参数优化方法主要包括最速下降法、共轭梯度法、牛顿法、Marquardt法和序列二次规划算法等. 这些传统的优化算法严重依赖精确的数学模型, 难以解决复杂的有色冶金过程工程优化问题.

很多智能优化方法具有不依赖于精确目标数学模型的灵活性或高效寻优能力, 包括基于规则的专家推理方法等启发式推理方法, 案例推理、操作模式优化等数据驱动方法, 神经网络、类模拟退火算法、进化算法、粒子群算法、状态转移算法^[34]等随机搜索方法, 其中一些已经应用于有色冶金过程优化问题中^[35]. 文献[19]基于专家处理优化问题的经验, 并加入启发式知识进行推理得到最优解; 文献[36]直接用NN学习优化过程, 将优化目标作为网络学习的目标函数, 让网络在学习过程中实现过程优化; 文献[37–38]采用遗传算法和遗传规划这一类对优化模型无特殊要求的进化算法解决问题. 柴天佑等^[39–42]分别针对电熔镁砂冶炼过程、浮选过程、两级磨矿过程和竖炉焙烧过程的特点提出了应用案例推理与规则推理、神经网络方法、模糊自校正方法以及多模型混合控制等优化控制方法, 实现了在线优化设定^[43]. 目前对于有色冶金过程还没有形成具有普遍适用性的运行优化方法^[44], 这里从工程优化角度讨论几种针对不同类有色冶金过程特点提出的优化方法.

2.1 基于操作模式的过程优化

复杂工业过程的增产增效节能降耗减排等一系列目标归根到底是通过具体的优化操作过程实现的, 操作上的盲目性引起过程工况的波动, 不仅降低了产量与质量, 也增加了能耗、物耗和排放.

复杂有色冶金过程操作参数交互制约, 生产全过程的整体优化是十分复杂和难以平衡的, 需要进行多操作参数的同时在线决策. 这些表征系统输入条件和需要决策的操作参数实际上构成了一个操作模式, 操作人员能够根据长期的生产实践摸索和记忆这些操作模式来进行操作决策, 但人工主导的操作模式是主观、粗糙、不易记忆和难以更新的.

实际工业生产中, 大量数据通过集散控制系统、工业网络以各种形式传输到数据服务器, 这些海量数据中蕴涵着丰富的反映生产运行规律和工艺参数之间关系的信息. 为此, 将有色冶金过程的工艺输入条件和可控的操作参数作为操作模式, 提出了一类基于数据的操作模式优化方法^[9], 该方法的核心思想是: 从工业运行数据中挖掘出输入条件、状态参数、操作参数及工艺指标之间的关系, 建立优化操作模式库, 再根据当前的运行条件与状态, 从优化操作模式库中寻找与之最匹配的最优操作模式, 使得工艺指标达到最优. 操作模式优化控制框架如图4所示, 主要包括数据预处理、基于数据的指标预测、优化操作模式库和操作参数优化四部分.

该方法应用在铜闪速熔炼过程优化控制^[9], 提高

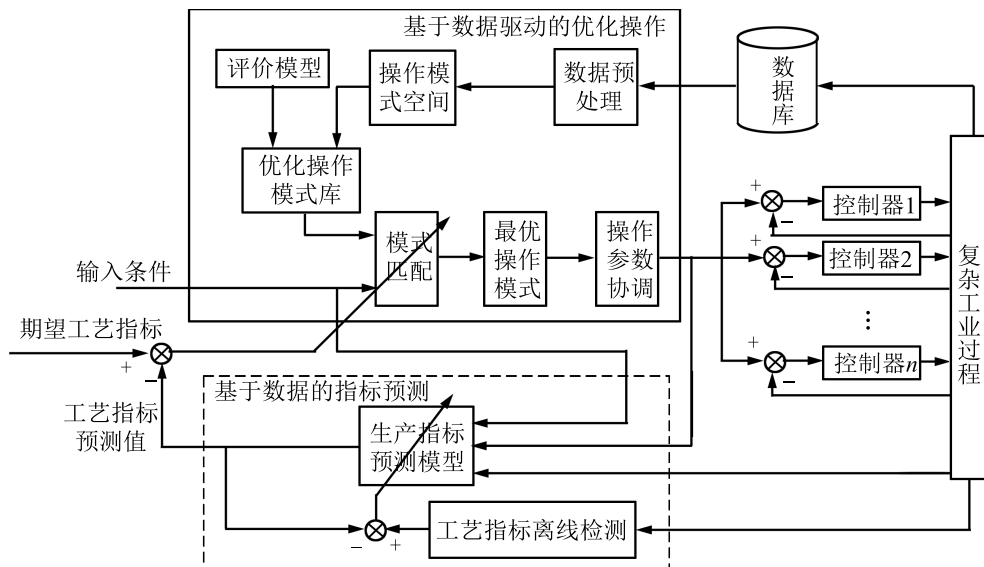


图4 基于数据的操作模式优化控制框架

Fig. 4 Frame of data-driven operational pattern optimization

了冰铜的质量, 稳定了铜闪速熔炼炉况, 提高了产品的产量与质量.

2.2 基于软约束调整的满意优化方法

有色冶金过程优化既具有高度复杂性, 为优化问题求解带来困难, 但具体过程也呈现一些工程上的特殊性, 为解决工程优化难题创造了条件. 实际有色冶金过程往往约束条件复杂, 并且可能存在冲突, 导致理论上的最优无法实现或无法优化求解, 但这些约束条件多来源于生产经验, 其边界值不要求严格满足. 为此, 可结合工况条件构造基于软约束调整的满意度函数, 对约束域进行适当调整, 以提高优化计算效率, 改善求解质量. 针对具有软约束边界与约束冲突的有色冶金生产过程, 提出了一类基于软约束调整的满意优化方法.

对于边界条件并不十分严格的铜闪速熔炼配料过程, 按照优先级顺序将约束条件转化为边界调整目标函数的方法来更新约束边界值.

设约束条件的表达式为

$$A_{\min}^{(p)} \leq A^{(p)} \cdot X \leq A_{\max}^{(p)} \quad (2)$$

其中, p 为根据实际情况设置的约束条件调整的优先级, 数值越大, 表示接受调整的意愿越强烈. 相应的引入 p 组逻辑变量 $\delta_{\min}^{(i)}$, $\delta_{\max}^{(i)}$ 和中间变量 $\varepsilon_{\min}^{(i)}$, $\varepsilon_{\max}^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, p$. 将约束条件转化为

$$\begin{aligned} A_{\min}^{(i)}(1 - \delta_{\min}^{(i)}) + \delta_{\min}^{(i)} \cdot \varepsilon_{\min}^{(i)} &\leq A^{(i)} \cdot X \leq \\ A_{\max}^{(i)}(1 - \delta_{\max}^{(i)}) + \delta_{\max}^{(i)} \cdot \varepsilon_{\max}^{(i)} &\end{aligned} \quad (3)$$

当且仅当 $\delta_{\min}^{(i)} \cdot \delta_{\max}^{(i)} = 0$ 时, 表示对应优先级为 i 的约束满意. 按优先顺序从低到高, 求被调整约束的最小值和最大值, 按照优先级逐一更新约束边界, 直至所有约束条件更新完毕.

基于软约束调整的铜精矿配料满意优化方法^[45]已应用大型铜冶炼企业, 提高了配料控制精度, 稳定了配料质量, 降低了配料生产成本.

2.3 不确定分散满意优化方法

针对有色冶金过程生产流程长, 不确定信息分散, 具有多样性、模糊性和目标冲突的特点, 在工程上提出了有色冶金过程不确定分散优化方法, 通过引入中间优化目标变量, 将优化问题分解为多个优化子问题, 采用智能方法调整中间优化目标值来协调各个优化子系统, 从而将不确定信息进行分散处理, 从过程上逐步弱化不确定信息的影响, 最终使过程产品质量指标满足严格的工艺要求.

生料浆配料过程是将铝土矿、调整矿、石灰、碱粉、生料煤、碳分母液和硅渣等原料通过调配获得符合熟料烧结要求的生料浆. 由于供矿来源的不稳定, 铝土矿成分波动大且难以实时检测等原因, 使原料信息具有明显的不确定性. 原料配比优化以提高入槽生料浆质量为目标, 根据不确定分散满意优化方法经决策推理后实时调整, 形成包括原料配比优化与料浆调配优化的两级智能优化系统^[46], 如图 5 所示, 该方法的应用大幅提高了生料浆质量合格率.

2.4 基于多目标满意优化的智能优化方法

有色冶金过程模型的不精确性和约束的模糊性

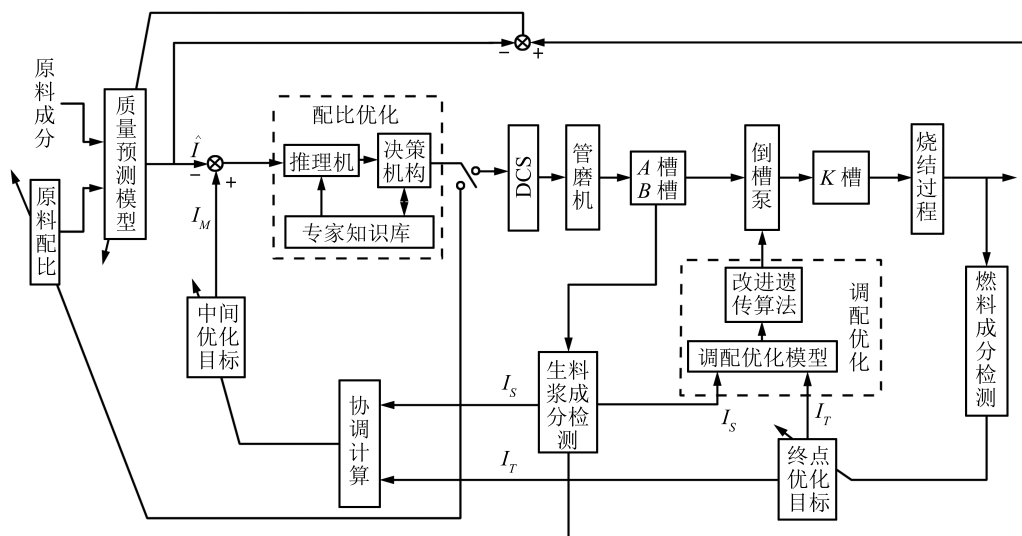


图 5 生料浆配料智能优化系统结构

Fig. 5 Intelligent optimization architecture of raw slurry blending process

以及多目标关联冲突使得最优解难以获得或者求解代价太大. 针对这类工程优化问题, 提出了基于多目标满意优化的智能优化方法. 以满意度函数反映决策者对性能指标的评价, 以综合满意度函数反映决策者对多目标协调的要求, 构建有色冶金过程的满意优化模型, 对所有的目标和约束满意度函数进行综合, 将原优化问题转换为求综合满意度最大的优化问题, 所得结果更能反映对实际工艺指标的评价.

生料浆调配倒槽操作的目的是给熟料窑提供满足质量指标要求的生料浆, 同时避免倒槽不当导致的槽子滞留问题. 以送往熟料窑的生料浆指标与设定指标差最小为优化目标, 剩余槽指标和所选槽个数为约束条件建立调配过程优化模型^[46]. 基于多目标满意优化的智能优化方法应用于生料浆调配倒槽模型的综合优化计算, 成功将三次倒槽缩短为两次倒槽, 简化了工艺流程, 降低了能耗.

3 大型湿法炼锌电解过程综合优化控制

锌电解过程是湿法炼锌的关键工序, 电能消耗巨大, 占整个湿法炼锌能耗的 75%~80%, 其电耗成本占生产成本的 40%~50%, 国内锌电解平均直流电耗水平为 3100 kWh/t~3300 kWh/t, 而国外先进水平为 3000 kWh/t~3100 kWh/t. 如何在锌电解生产中减少电能消耗、降低用电费用是锌湿法

冶炼企业关注的热点.

锌电解综合优化控制包括电解液制备、电解沉积以及整流供电三个主要过程的优化控制, 其中电解液制备为电解准备具有合适酸锌浓度和温度的电解溶液, 电解沉积通过消耗大量直流电使锌离子析出, 而整流供电是高压输电网通过调压变压器和整流机组将工业交流电转换为直流电. 锌电解过程的电耗与酸浓度、锌浓度、电解液温度、电流密度、杂质含量、电解周期等一系列电解工艺条件密切相关, 通过建立能耗模型, 优化控制电解工艺条件, 可大幅降低电耗. 而整流机组的优化控制可提高整流效率、降低整流系统的电能损耗. 同时, 根据电费的峰谷计价政策进行电力负荷的优化调度, 将传统的恒流供电方式改为分时供电方式, 可显著降低用电费用.

大型湿法炼锌电解生产综合优化控制结构如图 6 所示, 包括锌电解能耗模型、锌电解沉积过程的综合优化和锌电解整流机组智能优化控制等部分^[20], 包含能耗建模、锌电解负荷优化调度、电解工艺条件优化、电解液制备过程智能控制、整流供电系统优化运行、高精度稳流控制等一系列关键技术.

1) 锌电解能耗模型

锌电解能耗模型是通过锌电解条件实验和电化学反应平衡方程建立的, 根据能耗与电流效率以及槽电压之间的关系可得能耗机理模型如式 (4) 所示. 式 (4) 中, D, T, c_{Zn}, c_H 为电解沉积过程中的主要工

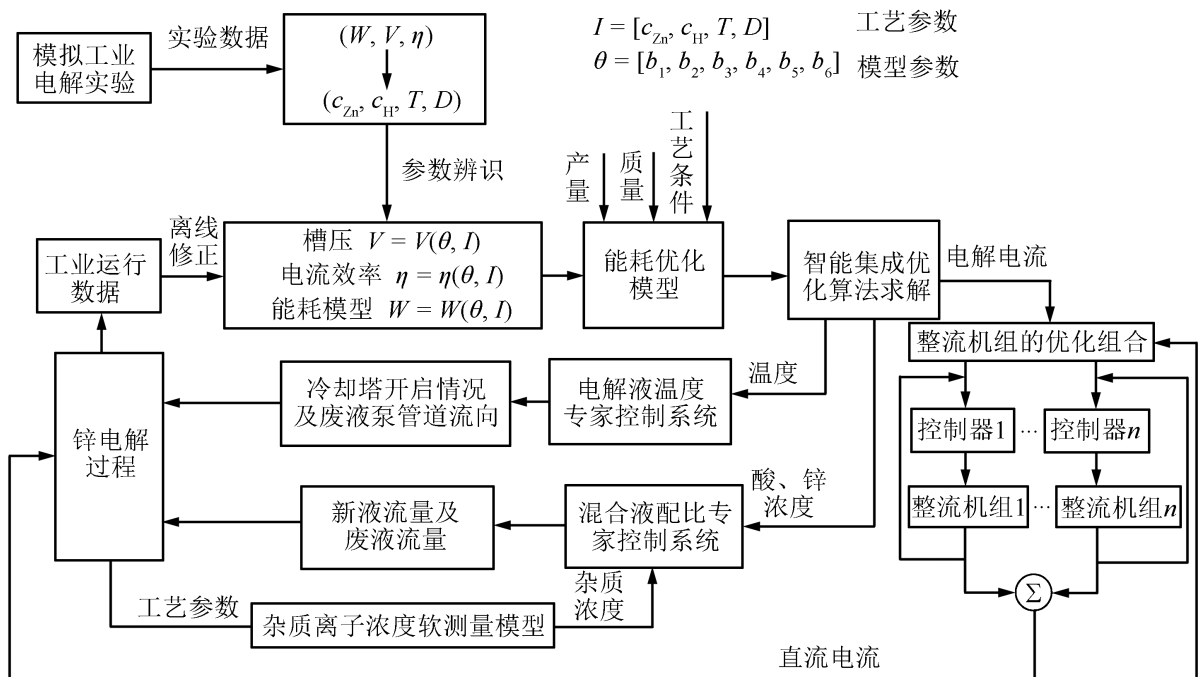


图 6 锌电解生产综合优化控制结构

Fig. 6 Comprehensive optimal control architecture of zinc electrolysis process

$$W = 819.8 \times$$

$$\frac{1.194 - \frac{RT \ln(1.1 \times 10^{-12}/c_H)}{F} - \frac{RT \ln(8.15 \times 10^{-4}c_{Zn})}{2F} + b_1 + b_2 \lg D + \frac{10^{-4}DL}{0.2175 + b_3c_H - b_4c_{Zn} + b_5T} + b_6D}{\frac{a_1a_2e^{-\frac{a_3+a_4 \lg D - a_5}{T}} \left(e^{\frac{a_6}{T}} - e^{-\frac{1.5a_6}{T}} \right) c_{Zn}^{1.6} c_H^{-0.2} T^{0.3}}{\left(a_1 e^{-\frac{-a_3+a_4 \lg D}{T}} c_{Zn} c_H^{-0.2} T^{0.3} + a_2 e^{\frac{a_6-a_5}{T}} c_{Zn}^{0.6} \right) D}} \quad (4)$$

艺条件参数, 分别代表电流密度 (A/m^2)、电解液绝对温度 (K)、电解液中锌离子浓度和硫酸根离子浓度 (g/L); $F = 96\,500\,C \cdot mol^{-1}$ 为法拉第常数, $R = 8.314\,J \cdot mol^{-1} \cdot K^{-1}$ 为热力学常数, $L = 62\,mm$ 为电解槽阴极与阳极之间的距离. $a_1 \sim a_6$ 和 $b_1 \sim b_6$ 是与锌电解沉积过程工艺条件密切相关的模型参数, 随工艺条件的波动而变化, 无法通过电化学平衡关系计算, 通过电解条件实验和工业实验对模型参数进行辨识. 辨识后的能耗模型误差小于 5%, 满足生产要求.

2) 锌电解沉积多目标综合优化

综合考虑电力负荷的优化调度及电解沉积工艺条件的优化, 根据负荷的调整, 优化电解液酸锌浓度及温度, 建立锌电解沉积过程的以电耗及电费最低为目标的综合优化模型如式 (5) 所示.

$$\begin{aligned} \min J_W &= \min \left[\sum_{i=1}^N f_W(V_i, D_i, c_{Zn,i}, T_i) \right] \\ \min J_P &= \min \left[\sum_{i=1}^N f_P(D_i, c_{H,i}, c_{Zn,i}, T_i, P_i) \right] \\ \text{s.t.} &\begin{cases} V_i = f_V(D_i, c_{H,i}, c_{Zn,i}, T_i) \\ \varepsilon_i = f_\varepsilon(D_i, c_{H,i}, c_{Zn,i}, T_i) \\ \sum_{i=1}^N qD_i C \varepsilon_i t_i = G_0 \\ D_{\min} \leq D_i \leq D_{\max} \\ c_{H,\min} \leq c_{H,i} \leq c_{H,\max} \\ c_{Zn,\min} \leq c_{Zn,i} \leq c_{Zn,\max} \\ T_{\min} \leq T_i \leq T_{\max} \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

其中, 第 i 时段的电流效率 ε_i 及槽电压 V_i 由电流密度 D_i 、酸浓度 $c_{H,i}$ 、锌浓度 $c_{Zn,i}$ 及温度 T_i 按能耗机理模型确定. 这是一个多目标、非线性、具有复杂等式和不等式约束的优化问题, 提出基于神经网络智能优化方法求解^[20]. 在求解得到电解液酸锌浓度及温度优化设定值之后, 由于调整幅度大、调整滞后大, 采用专家控制系统对新液流量、废液流量和冷却风机进行在线控制, 实现了电解液酸锌浓度及温

度的实时跟踪.

3) 面向损耗最小的整流供电系统优化运行

锌电解过程整流机组多, 各机组的电能损耗具有非线性强耦合, 分时负荷的优化调度导致锌电解过程中直流负荷波动大, 给整流优化运行带来困难. 建立了面向最小损耗的整流供电系统优化运行模型, 在满足各系列电力负荷要求的前提下, 优化决策多台机组的最优投运组合和各机组的最优电流分配, 提高整流效率, 降低交、直流损耗.

该大型锌电解生产综合优化控制系统已成功应用于 40 万吨/年的锌冶炼生产线, 实现了锌电解过程中电力负荷的优化调度及电解液酸锌浓度、温度等工艺条件的优化, 系统投运后直流电耗降到 3011.6 kWh/t, 达到国际先进水平; 整流机组的优化控制使整流效率提高到 98%, 每年为企业节电超过 4000 万千瓦时, 应用成效显著.

4 面临的新挑战

有色金属行业的能源消耗占全国能源消耗总量的 4.3%, 环境保护对产业的发展形成了“绿色屏障”. 为了实现有色金属冶炼的绿色生产, 现代有色冶金生产正朝着大型化、反应临界强化和多功能化方向发展, 原来的粗放生产方式向集约化生产方式转变, 单位能量密度大幅提升, 耦合关系更加复杂, 操作难度更大, 给有色冶金过程建模和优化带来新的挑战性问题.

4.1 有色冶金过程建模的挑战性问题

精细和可靠的过程模型是实现有色冶金绿色生产的前提. 有色冶金过程伴随多相多物理场相互耦合的复杂传能传质过程, 既需要解决微观/介观尺度下的分布参数场模型问题, 以揭示冶金反应过程物质转化行为本质, 也需要解决宏观意义的过程模型评估和更新问题, 从而满足运行优化对模型可靠性的要求.

1) 现代有色冶金反应体系中的多相多场交互作用下的分布场建模

现代有色冶金体系多相多场相互作用、生产过程凸现出“四非”(非均一、非线性、非稳态以及非

平衡) 的显著特点, 表征传递过程的主要参数, 如速度、温度、浓度等在冶金反应器中具有分布特性和非均匀性, 传统的一维和简约的二维、三维数学模型都难以描述其内部的冶金反应动力学与传递过程特征, CSTR 模型参数场均匀分布的假设前提条件难以成立. 因此, 需要分析宏观行为与传递/反应过程中微观机理之间的多尺度关系, 研究具有时间分布和空间分布特性的参数场建模.

2) 有色冶金过程无穷维分布参数场的传感器优化配置

有色冶金反应过程本质上是一个多物理参数场的分布式无穷维系统, 而能够求解的控制系统必然是有限维系统, 因此需要解决如何用有限点的传感器配置实现无穷维参数场检测的问题. 不适当的传感器配置将提高建模成本, 严重影响分布参数场模型的精度. 为此需要通过优化配置选择合适数目的传感器来节约经济成本和配置合适的传感器网络来提高检测精度, 目前关于传感器优化配置的研究主要是依据结构模态参数建立优化配置, 其主要缺点是结构模态参数受有限元分析时的约束条件、边界参数等设置的影响很大, 因此需要研究面向分布参数场模型的传感器优化配置问题.

3) 模型评价和在线校正方法

由于有色冶金过程的不确定性、时滞关联和慢时变特性, 模型的可靠性评价是一个重要课题. 在多指标、多参数、多模型和工况不确定条件下, 模型评价规则应具有关联性、有序性和灵活性特征, 需要研究结构化甚至具有柔性结构的评价规则体系来判定模型是否准确反映工艺指标的状态和变化趋势, 并根据量化置信指标决定是否需要进行校正以及校正的程度. 同时, 需要研究根据在线生产数据对模型进行自学习校正的系统化方法, 包括利用不确定性处理方法进行模型稳态检验, 判断样本的有效性及其能否用于模型的校正等.

4.2 有色冶金过程运行优化的挑战性问题

现代有色冶金过程具有长流程、高能耗、大规模、临界反应平衡的特点, 为了实现物质的高转化率与能量的高利用率, 运行优化上面临的新问题包括:

1) 复杂约束条件下的运行优化

面向绿色生产的有色冶金过程涉及工艺、经济、环境、安全约束条件众多, 不仅有等式/非等式约束, 而且有非数学描述约束, 这导致现有的数学方法难以求解复杂约束条件下过程运行优化的可行解和可行域. 同时, 多相多场交互作用下的能量和物质转化过程包含复杂的耦合关联约束和边界约束, 在精细化操作的层面上求解这类工程优化问题是一个新挑战.

2) 具有隐式目标函数的运行优化

有色冶金生产过程的目标函数从数学上往往难以表示成以操作变量为自变量的明确表达式, 在包含能耗、物耗、排放等目标后这个问题更加突出. 这些工程优化目标通常表现为: a) 没有明确表达式的目标函数; b) 有明确表达式但只涉及一些状态变量而不包含操作变量, 操作变量隐含在其他系统模型中; c) 目标函数包含不确定性信息难以求解等. 如何求解这类具有隐式目标函数的优化问题并实现实时在线更新计算是有色冶金过程工程优化值得研究的课题.

3) 具有多类模型表达的运行优化

有色冶金过程模型往往是多模型集成的, 既包括目标模型、状态模型、约束方程等不同性质的模型, 也包括知识表示、数据辨识、机理模型等不同信息表征形式的模型. 这类混合模型涉及各种不同的工程优化目标, 研究适应混合模型表达的寻优算法获取可行解是有色冶金生产过程工程优化需要解决的问题.

4) 基于能耗最小的长流程工作点迁移轨迹优化

长流程有色冶金过程往往具有多工序关联、多重重大滞后的特点, 原料和外部条件的改变会引起工况的波动, 而工况从一个工作点迁移到另一个期望工作点需进行长时间调整, 影响产品产量质量, 造成资源能源大量浪费. 针对这类多重重大滞后以及关联时滞的长流程对象工况波动关联特征, 研究如何通过合理的操作保持工作点动态迁移过程相对稳定, 同时又能实现包括节能降耗目标在内的综合优化, 是有色冶金过程优化运行的重要课题.

5) 欠操作条件下的操作模式优化

有色冶金反应大多在密闭容器中完成, 往往只能通过有限的操作来控制反应器内具有分布特征的高维状态变量, 具有可操作变量少、影响工艺指标的状态变量多的特点, 为此, 需研究欠操作条件下的操作模式优化问题, 包括欠操作变量和状态之间的关联模型或关联补偿模型、不同工况下的最优操作组合和操作时序等, 从而实现高质量、低成本以及节能降耗减排目标.

5 结束语

有色金属品种多, 冶炼工艺多样, 生产流程长、反应机理复杂、关联耦合严重等特征给有色冶金过程的建模和优化带来了极大的困难, 特别是我国有色金属矿源复杂、工艺特殊, 从国外引进的数学模型和优化软件等难以适应我国冶炼生产特点, 严重制约了我国有色金属冶炼生产水平的提高. 本文从我国有色冶金过程控制的工程实践出发, 研究了智能集成建模和工程优化的相关问题, 给出了工业应用

案例,并结合国家节能降耗减排的重大战略需求,探讨了面向绿色生产的有色冶金过程建模与优化面临的挑战性问题。这些问题的研究将充实和丰富控制理论、促进控制科学的发展,也将为突破产业发展的资源、能源、环境制约创造条件,有助于推动我国工业自动化和信息化技术的进步。

References

- 1 The "Twelfth Five-Year" Development Plan of Nonferrous Industry. Ministry of Industry and Information Technology, December 4, 2011
(有色金属工业“十二五”发展规划. 工业与信息化部, 2011年12月4日)
- 2 Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua. *Intelligent Modeling, Control and Optimization of Complex Nonferrous Metallurgical Process*. Beijing: Science Press, 2010
(桂卫华, 阳春华. 复杂有色冶金生产过程智能建模、控制与优化. 北京: 科学出版社, 2010)
- 3 Hodouin D. Methods for automatic control, observation, and optimization in mineral processing plants. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(2): 211–225
- 4 Komulainen T, Pekkala P, Rantala A, Jämsä-Jounela S L. Dynamic modelling of an industrial copper solvent extraction process. *Hydrometallurgy*, 2006, **81**(1): 52–61
- 5 Stadler S, Eksteen J J, Aldrich C. Physical modelling of slag foaming in two-phase and three-phase systems in the churn-flow regime. *Minerals Engineering*, 2006, **19**(3): 237–245
- 6 Wang X L, Yang C H, Gui W H, Wang Y L. Wet grindability of an industrial ore and its breakage parameters estimation using population balances. *International Journal of Mineral Processing*, 2011, **98**(1–2): 113–117
- 7 Gui W H, Wang Y L, Yang C H. Composition-prediction-model-based intelligent optimisation for lead-zinc sintering blending process. *Measurement and Control*, 2007, **40**(6): 176–181
- 8 Qiu Zhu-Xian. *Nonferrous Metals Metallurgy*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1988
(邱竹贤. 有色金属冶金学. 北京: 冶金工业出版社, 1988)
- 9 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)
- 10 Hoang H, Couenne F, Jallut C, Le Gorrec Y. The port Hamiltonian approach to modeling and control of continuous stirred tank reactors. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(10): 1449–1458
- 11 Sláva J, Švandová Z, Markoš J. Modelling of reactive separations including fast chemical reactions in CSTR. *Chemical Engineering Journal*, 2008, **139**(3): 517–522
- 12 Takinoue M, Ma Y, Mori Y, Yoshikawa K. Extended continuous-flow stirred-tank reactor (ECSTR) as a simple model of life under thermodynamically open conditions. *Chemical Physics Letters*, 2009, **476**(4–6): 323–328
- 13 Wang X L, Yang C H, Gui W H, Young B R, Chen X D. CSTR-based modelling for the continuous carbonation of sodium aluminate solution. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2011, **89**(3): 617–624
- 14 Wang L Y, Gui W H, Teo K L, Loxton R, Yang C H. Time delayed optimal control problems with multiple characteristic time points: computation and industrial applications. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2009, **5**(4): 705–718
- 15 Araromi D O, Afolabi T J, Aloko D. Neural network control of CSTR for reversible reaction using reverence model approach. *Leonardo Journal of Sciences*, 2007, **10**(1–6): 25–40
- 16 Attaran S M, Abdullah S S B. Modeling of non isothermal CSTR with the method of RBF NN. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization (ICMSAO). Kuala Lumpur, USA: IEEE, 2011. 1–6
- 17 Li Y G, Gui W H, Teo K L, Zhu H Q, Chai Q Q. Optimal control for zinc solution purification based on interacting CSTR models. *Journal of Process Control*, 2012, **22**(10): 1878–1889
- 18 Babuška R, Verbruggen H B, van Can H J L. Fuzzy modeling of enzymatic penicillin-G conversion. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1999, **12**(1): 79–92
- 19 Liao L C K, Yang T C K, Tsai M T. Expert system of a crude oil distillation unit for process optimization using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2004, **26**(2): 247–255
- 20 Yang C H, Deconinck G, Gui W H, Li Y G. An optimal power-dispatching system using neural networks for the electrochemical process of zinc depending on varying prices of electricity. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, **13**(1): 229–236
- 21 Chai T Y, Zhai L F, Yue H. Multiple models and neural networks based decoupling control of ball mill coal-pulverizing systems. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(3): 351–366
- 22 Qiao J H, Chai T Y. Soft measurement model and its application in raw meal calcination process. *Journal of Process Control*, 2012, **22**(1): 344–351
- 23 Zhang S N, Wang F L, He D K, Jia R D. Real-time product quality control for batch processes based on stacked least-squares support vector regression models. *Computers and Chemical Engineering*, 2012, **36**: 217–226
- 24 Zhao C H, Wang F L, Lu N Y, Jia M X. Stage-based soft-transition multiple PCA modeling and on-line monitoring strategy for batch processes. *Journal of Process Control*, 2007, **17**(9): 728–741
- 25 Chang Yu-Qing, Wang Xiao-Gang, Wang Fu-Li. Multi neural network method for soft sensing and its application. *Journal of Northeastern University*, 2005, **26**(6): 519–522
(常玉清, 王小刚, 王福利. 基于多神经网络模型的软测量方法及应用. 东北大学学报, 2005, **26**(6): 519–522)
- 26 Fu Y, Chai T Y. Nonlinear multivariable adaptive control using multiple models and neural networks. *Automatica*, 2007, **43**(6): 1101–1110
- 27 Yang Chun-Hua, Xie Ming, Gui Wei-Hua, Peng Xiao-Bo. A prediction model for matte grade in copper flash smelting process. *Information and Control*, 2008, **37**(1): 28–33
(阳春华, 谢明, 桂卫华, 彭晓波. 铜闪速熔炼过程冰铜品位预测模型的研究与应用. 信息与控制, 2008, **37**(1): 28–33)
- 28 Gui W H, Wang L Y, Yang C H, Xie Y F, Peng X B. Intelligent prediction model of matte grade in copper flash smelting process. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2007, **17**(5): 1075–1081

- 29 Yan Ai-Jun, Chai Tian-You, Yue Heng. Multivariable intelligent optimizing control approach for shaft furnace roasting process. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 636–640 (严爱军, 柴天佑, 岳恒. 竖炉焙烧过程的多变量智能优化控制. *自动化学报*, 2006, **32**(4): 636–640)
- 30 Wang Ya-Lin, Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Xie Yong-Fang, Song Hai-Ying. Intelligent integrated modeling for the dynamic copper-converting process based on limited data information. *Control Theory and Applications*, 2009, **26**(8): 860–866 (王雅琳, 桂卫华, 阳春华, 谢永芳, 宋海鹰. 基于有限信息的铜吹炼动态过程智能集成建模. *控制理论与应用*, 2009, **26**(8): 860–866)
- 31 Zhang Shu-Ning, Wang Fu-Li, You Fu-Qiang, He Da-Kuo. On the hybrid modeling method of cobalt oxalate grain size distribution in hydrometallurgy synthesis process. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2010, **31**(1): 8–11 (张淑宁, 王福利, 尤富强, 何大阔. 湿法冶金草酸钴粒度分布混合建模方法. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2010, **31**(1): 8–11)
- 32 Yang C H, Gui W H, Kong L S, Wang Y L. Modeling and optimal-setting control of blending process in a metallurgical industry. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, **33**(7): 1289–1297
- 33 Peng Xiao-Bo, Gui Wei-Hua, Li Yong-Gang, Wang Ling Yun, Chen Yong. Copper flash smelting parameter soft sensor based on dynamic T-S recurrent fuzzy neural network. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, **29**(10): 2029–2033 (彭晓波, 桂卫华, 李勇刚, 王凌云, 陈勇. 基于动态 T-S 递归模糊神经网络的闪速熔炼过程参数软测量. *仪器仪表学报*, 2008, **29**(10): 2029–2033)
- 34 Zhou X J, Yang C H, Gui W H. State transition algorithm. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2012, **8**(4): 1039–1056
- 35 Chai Q Q, Yang C H, Teo K L, Gui W H. Optimal control of an industrial-scale evaporation process: sodium aluminate solution. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(6): 618–628
- 36 Nascimento C A O, Giudici R, Guardani R. Neural network based approach for optimization of industrial chemical processes. *Computers and Chemical Engineering*, 2002, **24**(9–10): 2303–2314
- 37 Liu P, Su J H, Dong Q M, Li H J. Optimization of aging treatment in lead frame copper alloy by intelligent technique. *Materials Letters*, 2005, **59**(26): 3337–3342
- 38 Chen X F, Gui W H, Wang Y L, Cen L H. Multi-step optimal control of complex process: a genetic programming strategy and its application. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, **17**(5): 491–500
- 39 Wu Yong-Jian, Zhang Li, Yue Heng, Chai Tian-You. Intelligent optimal control based on CBR for fused magnesia production. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*, 2008, **59**(7): 1686–1690 (吴永建, 张莉, 岳恒, 柴天佑. 基于案例推理的电熔镁炉智能优化控制. *化工学报*, 2008, **59**(7): 1686–1690)
- 40 Geng Zeng-Xian, Chai Tian-You. Intelligently optimal index setting for flotation process by CBR. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2008, **29**(6): 761–764 (耿增显, 柴天佑. 基于案例推理的浮选过程智能优化设定. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2008, **29**(6): 761–764)
- 41 Zhou P, Chai T Y, 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
- 42 Chai T Y, Ding J L, Wu F H. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. *Control Engineering Practice*, 2011, **19**(3): 264–275
- 43 Wang Z J, Wu Q D, Chai T Y. Optimal-setting control for complicated industrial processes and its application study. *Control Engineering Practice*, 2004, **12**(1): 65–74
- 44 Chai Tian-You. Challenges of optimal control for plant-wide production processes in terms of control and optimization theories. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 641–649 (柴天佑. 生产制造全流程优化控制对控制与优化理论方法的挑战. *自动化学报*, 2009, **35**(6): 641–649)
- 45 Yang Chun-Hua, Wang Xiao-Li, Tao Jie, Gui Wei-Hua, Wang Ya-Lin. Modeling and intelligent optimization algorithm for burden process of copper flash smelting. *Journal of System Simulation*, 2008, **20**(8): 2152–2155 (阳春华, 王晓丽, 陶杰, 桂卫华, 王雅琳. 铜闪速熔炼配料过程建模与智能优化方法研究. *系统仿真学报*, 2008, **20**(8): 2152–2155)
- 46 Yang C H, Gui W H, Kong L S, Wang Y L. A two-stage intelligent optimization system for the raw slurry preparing process of alumina sintering production. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2009, **22**(4–5): 786–795



桂卫华 中南大学教授. 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.

E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn

(**GUI Wei-Hua** Professor at Central South University. His research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process, distributed robust control, and fault diagnoses.)



阳春华 中南大学教授. 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. 本文通信作者.

E-mail: ychh@mail.csu.edu.cn

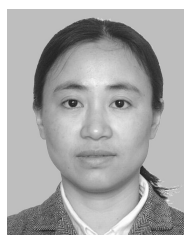
(**YANG Chun-Hua** Professor at Central South University. Her research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process, and intelligent automation systems. Corresponding author of this paper.)



陈晓方 中南大学副教授. 主要研究方向为复杂过程优化控制.

E-mail: xiaofangchen@mail.csu.edu.cn

(**CHEN Xiao-Fang** Associate professor at Central South University. His main research interest is optimal control of complex process.)



王雅琳 中南大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化.

E-mail: ylwang@mail.csu.edu.cn

(**WANG Ya-Lin** Professor at Central South University. Her research interest covers modeling, optimization and control of complex industrial process.)