

# 复杂工业过程智能优化决策系统的现状与展望

丁进良<sup>1</sup> 杨翠娥<sup>1</sup> 陈远东<sup>1</sup> 柴天佑<sup>1,2</sup>

**摘要** 流程工业是制造业的重要组成部分,是我国国民经济和社会发展的支柱产业.新一代信息技术和人工智能技术为流程工业的发展带来新的挑战和机遇.只有与流程工业的特点与目标密切结合,充分利用大数据,将人工智能、移动互联网、云计算、建模、控制与优化等信息技术与工业生产过程的物理资源紧密融合与协同,实现流程工业智能优化制造,才可能实现流程工业的跨越式发展.本文聚焦流程工业的复杂生产过程,从其智能优化决策系统的角度,描述了复杂工业过程优化决策系统的问题、回顾了复杂工业过程全流程优化决策系统的现状,分析了智能优化决策系统的必要性,提出了智能优化决策系统的发展目标及愿景,并对智能优化决策系统的下一步重点研究方向进行了展望.

**关键词** 复杂工业过程, 全流程优化决策, 协同优化, 智能优化决策, 智能制造

**引用格式** 丁进良, 杨翠娥, 陈远东, 柴天佑. 复杂工业过程智能优化决策系统的现状与展望. 自动化学报, 2018, 44(11): 1931–1943

**DOI** 10.16383/j.aas.2018.c180550

## Research Progress and Prospects of Intelligent Optimization Decision Making in Complex Industrial Process

DING Jin-Liang<sup>1</sup> YANG Cui-E<sup>1</sup> CHEN Yuan-Dong<sup>1</sup> CHAI Tian-You<sup>1,2</sup>

**Abstract** Process industry is an important part of manufacturing industry and an important pillar industry of national economic and social development in China. The new generation of information technology and artificial intelligence technology bring new challenges and opportunities to the development of process industry. To realize the leapfrog development of intelligent manufacturing of process industry, we need to closely combine with the characteristics and objectives of process industry and make full use of big data. We also need the integration and coordination of artificial intelligence, information technology, mobile internet, cloud computing, modeling, control and optimization and the physical resources of industrial production process. From the point of view of intelligent optimal decision-making system for complex industrial process, this paper describes the decision-making process, decision-making content and problems of complex industrial process. It reviews and summarizes the status of the decision-making system for the whole process of complex industries, and analyzes on the necessity of intelligent optimal decision-making system. And the development vision and goal of intelligent optimal decision-making system have been proposed. Finally, the future direction of intelligent optimization decision system is prospected.

**Key words** Complex process industrial, whole process optimization decision making, collaborative optimization, intelligent optimization decision-making, intelligent manufacturing

**Citation** Ding Jin-Liang, Yang Cui-E, Chen Yuan-Dong, Chai Tian-You. Research progress and prospects of intelligent optimization decision making in complex industrial process. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(11): 1931–1943

流程工业是制造业的重要组成部分,包括石化、

冶金、建材、轻工和电力等行业<sup>[1–4]</sup>,是我国国民经济和社会发展的支柱产业.不仅为机械、航空航天、军工、建筑等行业提供原材料,而且为国民经济发展提供电力等能源;在保障国家重大工程建设和带动国民经济增长等方面起着不可替代的作用.经过数十年的发展,我国流程工业历经技术引进、消化吸收和自主创新几个发展阶段,其生产工艺、装备和自动化与信息化水平得到大幅度提升,整体实力迅速增强,国际影响力显著提高.

然而我国流程工业面临资源利用效率偏低,能耗物耗较高、产品质量差、生产成本低、“三废”排放量较大,环境污染严重等问题.其主要原因是我国

收稿日期 2018-08-16 录用日期 2018-10-08  
Manuscript received August 16, 2018; accepted October 8, 2018  
国家自然科学基金(61525302, 61590922), 国家工信部智能制造专项项目(20171122-6), 沈阳市双百工程项目(Y17-0-004)资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61525302, 61590922), the Project of Ministry of Industry and Information Technology of China (20171122-6), the Projects of Shenyang (Y17-0-004)  
本文责任编辑 孙健  
Recommended by Associate Editor SUN Jian  
1. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110819 2. 东北大学自动化研究中心 沈阳 110819  
1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819  
2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110819

流程工业的原料成分波动频繁;其生产过程涉及物理化学反应,难以用数学模型精确描述;生产过程连续不能间断,其任一单元出现问题都会影响产品质量等生产性能;原材料的成分、生产设备状态、生产工艺参数和产品质量等无法实时或全面感知,难以保证生产全流程长期稳定的优化运行,因此为流程工业进一步发展带来了挑战。

当前,我国流程工业面临第四次工业革命的历史契机、中国制造升级转型和供给侧结构性改革的关键时期。“中国制造 2025”和“新一代人工智能”为流程工业的发展指出了新的方向和带来新的机遇。智能制造是我国实现制造强国的主攻方向<sup>[1-2]</sup>。智能制造只有与流程工业的特点与目标密切结合,充分利用大数据,将人工智能、移动互联网、云计算、建模、控制与优化等信息技术与工业生产过程的物理资源紧密融合与协同,研发实现智能制造目标的各种新功能,才可能使制造业实现跨越式发展。

围绕流程工业智能制造系统的新功能<sup>[1-2]</sup>,聚焦流程工业的包含物理变化和化学反应的连续化的复杂生产过程,以复杂工业过程智能优化决策系统为核心,给出了对复杂工业过程优化决策问题的描述、概况总结了复杂工业过程优化决策系统的现状,并且分析了智能优化决策系统的必要性,重点指出了智能优化决策系统的发展目标及愿景,并探讨了下一步重点研究方向。

## 1 复杂工业过程优化决策系统的现状

### 1.1 生产全流程优化决策系统发展现状

复杂工业生产全流程是由一个或多个工业装备组成的生产工序,多个生产工序构成了全流程生产线。其功能是将进入的原料加工为半成品材料或者产品。实现生产全流程的产品质量、产量、消耗、成本等综合生产指标的优化,必须协同各个生产工序(即工业过程智能体)来共同实现<sup>[5]</sup>。

工业生产全流程的控制、运行与管理主要是通过生产调度部门和工艺技术部门来实现的。生产调度部门发出的指令分成并行的两条线。一条线侧重生产的组织管理与资源调配,主要由生产调度人员、操作员、资源供应系统来完成。另一条线,通过生产计划部门和调度部门将企业的综合生产指标(反映企业最终产品的质量、产量、成本、消耗等相关的生产指标)从空间和时间两个尺度上转化为生产制造全流程的运行指标(反映整条生产线的中间产品在运行周期内的质量、效率、能耗、物耗等相关的生产指标);工艺部门的工程师将生产制造全流程的运行指标转化为过程运行控制指标(反映产品在生产设备(或过程)加工过程中的质量、效率与消耗等相关

变量);作业班的运行工程师将运行控制指标转化为过程控制系统的设定值。当市场需求和生产工况发生变化时,上述部门根据生产实际数据,自动调整相应指标,通过控制系统跟踪调整后的设定值,实现对生产线全流程的控制与运行,从而将日综合生产指标控制在目标范围内。当市场需求和生产工况发生频繁变化时,以人工操作为主体的上述部门不能及时准确地调整相应的运行指标,导致产品质量下降、生产效率降低和能耗增加,从而无法实现日综合生产指标的优化控制<sup>[3,6-8]</sup>。

随着信息技术的发展与应用,复杂工业过程的控制、运行与管理大多采用 Enterprise resource planning、Manufacturing execution systems 和 Process control system (ERP/MES/PCS) 三层结构来实现。ERP 主要是根据企业经营决策的目标,来实现对物质流、资金流和信息流的管理,决策输出生产控制(生产计划)、物流管理(分销、采购、库存管理)和财务管理(会计核算、财务管理)的优化配置结果。MES 提供生产计划、生产调度、质量管理、能源管理、设备管理、生产指标监视、优化决策等功能<sup>[9]</sup>。MES 决策出面向生产进度的调度/排产计划,包括物流、能源、设备维护、运输、中间库存的综合配置等。PCS 主要实现各个装置/设备/单元的过程回路控制、逻辑控制与生产过程监控等。

但是目前企业的 ERP 和 MES 等信息系统还不能够快速全面自动地感知企业内外部与生产经营、生产运作和操作优化与控制相关的各种数据、信息与知识,导致现有的系统缺乏全面、准确和实时的生产要素数据获取能力,缺乏多源异构生产运行大数据感知与处理能力,缺乏数据汇聚和融合能力,缺乏高效的在不同领域不同层次数据分析、隐含知识关联与推演等能力,从而不能够对生产行为和市场变化进行实时感知,进而也不能自动优化生产经营决策和计划调度指令。因此,企业的生产经营与计划调度主要靠企业管理人员凭长期积累的经验和相关工艺知识进行决策。人工决策的随意性大且不够及时准确,常造成企业综合生产指标偏离预定目标范围,导致产品的质量差、成本高和资源消耗大等问题。当市场需求和生产要素条件发生频繁或剧烈变化时,以人工经验知识难以及时准确地做出决策反应,从而无法实现企业综合生产指标的优化。显然,这种决策难以在复杂市场和生产环境下保证企业全局优化和效益最大化。

除此之外,上述三层结构的层次之间也缺乏有效的相互交互与协同机制,无法建立良好的双向信息流交互。比如,上层与底层控制系统之间的数据不匹配,使得企业计划调度层缺乏生产实时信息反馈,并且没有充分考虑生产过程特性,下层生产控制层

缺乏与优化协调与调度的衔接, 企业难以实现全流程的整体优化<sup>[10]</sup>.

另一方面, 由于受到各种生产指标目标范围、原料、设备等动态因素的影响, 工艺技术部要不断地根据这些动态因素对各个工序的运行指标进行调整. 运行指标的调整主要由工艺技术人员或操作员根据综合生产指标(产品质量指标、产量指标、成本指标和消耗指标)的目标值和离线化验值, 考虑原料性质、设备状况凭经验人工进行的. 运行指标人工调整不当或不及时难以实现全流程的优化运行<sup>[8, 11-12]</sup>.

综上所述, 复杂工业过程采用计算机、通信和控制能够实现过程自动控制(PCS), 生产经营与管理也有相应的信息系统(ERP、MES), 但是复杂生产过程的企业目标、资源计划、调度、运行指标、生产指令与控制指令的决策仍然凭经验由相应的知识工作者在各信息系统平台上进行.

## 1.2 生产全流程优化决策系统与功能研究现状

现有的研究大多是针对复杂工业过程优化决策系统的某一主要环节或者几个环节来开展研究的. 下面分别对生产计划与调度, 运行指标优化和生产全流程一体化控制的研究现状进行综述.

### 1.2.1 生产计划与调度

#### 1) 静态环境下生产计划调度

计划调度是生产经营活动的主要依据, 对企业的效益起着十分重要的作用. 生产计划是在一定时期内, 根据产品的市场需求、原料供应、生产能力、装置运行与检修计划, 综合考虑企业的管理成本以及生产过程中成品、半成品的成本等, 以企业的生产、管理和营销状况等获取最大经济效益为目标, 决策出一段时期内的需求量<sup>[13-14]</sup>. 生产调度则是根据计划的决策确定生产加工方案使总的费用最小、或浪费最小、或产品偏差值最小、或时间最短等<sup>[15]</sup>.

静态环境下的计划调度不考虑生产过程内部和外部环境的动态变化, 主要集中在建模和优化的研究. 目前, 生产计划的研究依赖于数学规划方法. 由于从生产计划获得了确定的调度任务, 其研究包括基于数学规划的方法、基于 Petri 网的方法、启发式方法和基于仿真的方法等.

a) 基于数学规划的计划调度. 该方法将计划或调度问题表示成数学优化模型, 然后对数学模型求解获得计划或调度指令. 由于流程工业生产调度问题涉及大量变量既包含离散变量, 又包含连续变量, 例如在炼油工业, 调度任务既需要确定周期内原油的类型, 还需要原油的运输量. 因此, 计划调度的优化模型和约束模型通常是线性混合整数(Mixed integer linear programming, MILP) 或非线性混合整数(Mixed integer non-linear program-

ming, MINLP) 模型.

短周期计划和调度问题在一段时间内是动态过程, 其数学模型根据时间的描述分为离散时间建模方法和连续时间建模方法. 离散时间建模方法, 首先将计划或调度时域划分成有限个相等的时间片段, 计划或调度在每个离散时间段上独立安排调度事件, 用这些离散片段逼近连续时间区域从而实现周期内的计划或调度指令<sup>[16-18]</sup>.

连续时间建模方法于上世纪 90 年代提出, 是为了缓解离散时间方法存在大量离散变量的问题. 该方法将计划或调度时域看成连续的时间段使得事件的开始和结束时间能够发生在计划调度周期内的任意位置上<sup>[19-21]</sup>. 连续时间建模的缺点是引入了大量的连续时间变量和非线性约束, 仍对优化算法提出挑战.

b) 基于 Petri 网的调度. Petri 网(Petri net, PN)<sup>[22]</sup> 是一种基于图形的用来描述系统动态过程的方法, 具有直观、易懂和易用的优点, 特别适用于描述异步、并发过程. Petri 网在 20 世纪 80 年代引入生产计划调度研究领域, 一般是分析验证计划调度问题的可行性与可达性<sup>[23]</sup>. Petri 网已经广泛应用于柔性制造业的计划调度问题<sup>[24-26]</sup>. PN 用库所、令牌、变迁、有向弧和权函数描述生产动态过程, 然后用启发式方法或智能优化方法获得的变迁序列表示一个可行的计划或调度方案<sup>[27-29]</sup>. PN 方法的局限性是用于大规模系统建模时, 由于有向弧、变迁等的存在, 造成模型规模和复杂程度增大, 直观降低.

c) 基于仿真的调度. 基于仿真的优化框架将智能搜索算法和仿真方法相结合, 通过仿真方法为智能搜索算法的适应度函数提供预估的方法, 二者迭代交互, 直至满足终止条件<sup>[30-32]</sup>. 仿真起到预评估、指导和验证的作用<sup>[33]</sup>.

d) 基于规则调度. 启发式规则是为了解决计划调度模型优化的难题. 计划调度模型通常是 NP 问题, 很难求得其精确的最优解. 启发式方法由 Baker 等在 1960 年首次提出, 并进行计算机仿真研究分析不同处理次数和不同启发式规则对调度效果的影响作用<sup>[34]</sup>. 启发式方法首先从经验知识或数据中挖去规则, 然后利用规则推理出满意甚至近似调度最优解. 由于其具有简单、快速等优点, 启发式规则方法得到了广泛的应用<sup>[35-37]</sup>. 近年来, 一些研究将启发式方法和智能优化方法, 如遗传算法、模拟退火算法、粒子群算法、禁忌搜索算法等方法相结合建立启发式规则库, 利用智能优化算法的全局收敛性、普遍适应性的优点, 加快算法收敛的速度, 提高全局最优解的质量<sup>[38-40]</sup>. 启发式方法的缺点是不能保证获得的解是全局最优解, 也没有统一的方法判断解的

质量.

## 2) 动态环境下计划调度

实际生产过程存在来自内部或外部动态因素<sup>[13, 41]</sup>, 如系统内部固有的动态变化, 输入信息中的噪声、干扰与误差, 和系统外部动态因素: 原料种类与成分变化、生产模式切换、工况变化、产量和质量的波动、价格变动、设备故障、成本和需求变化等. 这些动态变化往往会导致生产计划和调度的调整. 根据动态因素的来源和性质, 目前生产计划和调度对动态环境的处理可分为两种, 当作不确定性因素在建模过程中处理和基于事件驱动的动态处理方法.

a) 不确定性因素处理. 该方法将动态因素看作随机噪声, 加入到计划调度优化模型. 根据不确定性因素的影响程度和可描述性, 不确定性因素处理方法又可具体分为确定性常数法、随机规划法、模糊规划法和鲁棒优化等. 确定性常数方法是指在生产计划和调度的建模过程中将不确定因素视为确定性常数来处理<sup>[41]</sup>. 该方法主要处理对生产过程影响较小的不确定因素, 如来自运动学常数、传质/传热系数、物理性质等不确定因素. 随机规划法先通过历史数据来统计不确定因素的概率分布, 或预估不确定因素概率, 然后建立随机规划模型进行优化<sup>[42-44]</sup>. 模糊规划法将不确定因素信息描述成隶属度函数, 放宽了对不确定因素的描述精确度, 能够解决不确定因素信息不完全的问题, 相对来说容易实现<sup>[45-49]</sup>. 鲁棒优化只需要知道不确定参数的变化范围, 与以上两种策略相比, 依赖程度相对更低, 不需要事先知道不确定参数的概率分布或隶属度函数. 鲁棒优化获取含有不确定参数计划调度模型的次优解, 保证该优化解在不确定参数的变动范围是可行的<sup>[50-53]</sup>. 对不确定因素的处理, 也相继提出了随机规划、模糊规划和鲁棒优化的混合策略<sup>[54-55]</sup>.

b) 基于事件触发的调度. 该方法首先对初始事件建立准确的计划调度模型, 当新事件发生时, 重新设计计划调度模型<sup>[29, 56-58]</sup>. 该方法不需要事先了解动态事件的发生概率和分布特性, 但这类方法面临的主要难点是事件的识别和工况调整效率.

## 3) 生产计划、调度与控制集成优化

a) 生产计划与调度集成. 为了解决计划调度冲突的问题, 计划调度集成优化引起了广泛关注. Khoshnevis 等于 1991 年首先提出了计划调度集成优化的基本问题<sup>[59]</sup>. 之后的研究提出了同时优化计划和调度的方法<sup>[60]</sup>、两层模型方法<sup>[61-63]</sup>、静态和动态两阶段的集成方法<sup>[64]</sup> 等.

b) 生产调度与控制集成. 面对生产过程多产品和动态环境的变化, 生产调度和控制系统的集成受到广泛关注<sup>[65-67]</sup>. 调度和控制的集成方法一般

分为 Top-down 方法和 Bottom-up 方法<sup>[65]</sup>. Top-down 方法将生产过程的被控过程模型嵌入调度决策, 从而建立调度控制集成模型<sup>[68-69]</sup>. Bottom-up 方法将调度优化指标加入控制算法中, 使得控制器跟踪企业的经济效益<sup>[70]</sup>, 比如, EMPC (Economic model predictive control) 方法<sup>[71-73]</sup>. 由于集成模型包含大量微分、非线性表达式, 造成模型的计算复杂度高难以达到实时优化求解的要求.

## 1.2.2 工业过程运行优化与控制

运行优化控制的目标是在保证安全运行的条件下, 将运行指标的实际值控制在目标范围内, 提高产品质量与效率相关的运行指标并降低生产能耗的运行指标<sup>[11]</sup>. 根据工业过程特点, 运行优化与控制方法可分为基于模型的方法和基于数据驱动的方法.

### 1) 基于模型的运行优化与控制

基于模型的运行优化与控制方法在化工过程等广泛采用, 代表性方法有自优化控制、基于实时优化 (Real time optimization, RTO)/调节控制两层结构的优化控制等<sup>[12, 74]</sup>. 自优化控制 (Self-optimizing control, SOC) 的思想是: 以取得过程的稳态最大经济效益为目标, 在满足过程的各种约束条件的情况下, 寻找一组合适的被控变量, 并将该组被控变量的设定值加以合适选择, 当过程受到一定范围内的不确定干扰因素影响时, 不需要改变被控变量的设定值, 实际工况仍然可以处在近似最优操作点上, 即工业过程的实际目标函数值与最优目标函数值的偏差在合理的、可以接受的范围内<sup>[75]</sup>. 自优化控制的关键是根据目标函数和约束条件, 如何选择一组合适的被控变量, 并将其设定值固定为一组合适的常数<sup>[76]</sup>. 工业过程的运行优化通常由实时优化 RTO 和预测控制 (Model predictive control, MPC) 两层组成. 如文献 [77-78] 上层由非线性 RTO 产生底层回路设定值, 底层采用 MPC 跟踪控制器设定值. 文献 [79] 采用非线性预测控制 (Non-linear model predictive control, NMPC) 和动态实时优化的 DRTO 的双层结构, 来解决大规模复杂生产过程运行优化, 并在蒸馏装置进行了验证. DRTO (Dynamic real time optimization) 和 NMPC 相结合的运行优化方法被广泛研究<sup>[80-81]</sup> 以及其他模型预测控制方法<sup>[82-84]</sup>、实时优化控制方法<sup>[85]</sup> 和模糊控制方法<sup>[86]</sup> 等.

### 2) 数据驱动的运行优化

近年来, 针对选矿、有色和冶金等难以建立数学模型工业过程, 提出了数据驱动的运行优化方法. 该方法由控制回路预设定模型、前馈补偿与反馈补偿器、工艺指标预报模型、故障工况诊断和容错控制器组成<sup>[87]</sup>. 通过基于预测的前馈补偿器和基于实

际值的反馈补偿器实时调整控制回路设定值, 控制系统跟踪调整后的设定值, 使得过程运行指标控制在目标值范围内. 上述方法已经成功应用于赤铁矿竖炉焙烧和磨矿过程等<sup>[11, 87-92]</sup>. 在此基础上, 文献 [93] 提出了一种基于 Q-learning 的数据驱动的方法求解设定值的次优解, 实现运行指标直接跟踪次优的目标值.

### 1.2.3 生产全流程一体化控制

由于单一层次的优化决策没有考虑层与层之间的相互影响, 难以保证整条生产线的全局最优. 针对各个工序/装置的运行指标目标值与全流程生产指标和综合产指标之间的动态特性具有月、日和小时三个时间尺度, 且难以在线测量, 原材料成分、种类、设备能力等频繁变化, 难以采用基于机理分析的方法建立数学模型以及指标之间相互联系、相互冲突的问题, 文献 [6] 在将综合生产指标目标值优化<sup>[94]</sup>、两尺度选矿生产指标分解方法<sup>[62]</sup> 和运行指标目标值优化<sup>[95]</sup> 集成的基础上, 提出了以实现综合生产指标优化为目标的选矿自动化系统的全流程集成优化策略. 全流程一体化集成优化决策与控制系统的总体结构由综合生产指标目标值优化、全流程生产指标目标值优化、运行指标目标值多目标优化和过程自动化系统组成. 对不同时间尺度的综合生产指标、全流程生产指标和运行指标优化按月、日和小时不同的周期分层优化.

上层的综合生产指标目标值优化采用基于梯度驱动的多目标进化优化方法产生月综合生产指标优化目标值<sup>[94]</sup>. 该方法以多目标约束优化模型为基础, 针对外部环境变化, 如原材料性质变化, 市场价格变化和能力的变化等, 周期性地对多目标约束优化模型和约束的参数进行自适应修正, 以获得适应当前生产环境和工况的修正模型. 中间层全流程生产指标目标值优化采用基于周期滚动的两层分解策略来产生日全流程生产指标优化目标值<sup>[62]</sup>. 该策略考虑多目标、两时间尺度和不同原料组合, 将一个复杂的优化模型分解为两层模型, 并以相应时间尺度对生产环境和工况的变化进行模型修正, 按照不同的时间周期进行滚动优化求解.

下层运行指标的优化决策产生各个工序/装置的运行指标目标值. 复杂工业生产过程是一个由多装置组成的物质流、能量流和信息流相互耦合的非线性复杂系统. 运行指标优化决策是以上层确定的日全流程生产指标为目标, 在空间上进行分解获得各个工序/装置的运行指标. 运行指标反映装置产生中间产品的质量、效率与消耗等相关变量<sup>[5]</sup>. 运行指标优化决策的目的是通过优化协调运行指标实现全流程生产指标的优化. 文献 [95-97] 针对选矿生产

过程、运行指标和综合精矿品位与产量之间难以用精确的机理模型描述和优化决策目标与约束条件动态变化的问题, 将优化方法与综合生产指标预报、运行指标的动态校正相结合, 提出了运行指标优化决策的结构. 该结构包含 4 个模块: 运行指标初值设定、综合生产指标的预测模型、前验评估与动态校正和后验评估与动态校正. 本小节接下来针对框架内各个模块研究进展进行综述.

a) 运行指标初值优化. 运行指标优化模块是根据确定的最小时间尺度的生产指标目标值  $[Q_{k \min}, Q_{k \max}]$  及其上下界范围产生运行指标初值  $\bar{r} = (\bar{r}_1, \bar{r}_2, \dots, \bar{r}_n)$ ,  $k$  是综合生产指标的个数,  $n$  是运行指标的个数. 文献 [96, 98] 提出了基于案例推理 (Case-based reasoning, CBR) 和多目标进化优化算法 (Multi-objective evolutionary algorithm, MOEA) 混合的初值决策方法. 首先, 根据历史数据对综合生产指标和运行指标建立多目标优化模型; 然后, 用 MOEA 求解该模型到运行指标的最优解集; 最后, 用 CBR 结合人工知识 MOEA 得到的解集决策出运行指标的初值. 在此基础上, 文献 [99-100] 考虑生产过程的动态因素, 如设备能力变化, 建立运行指标问题的动态多目标运行指标优化模型, 解决了动态环境下运行指标优化初值优化的问题.

b) 生产指标预测模型. 综合生产指标的预测模型以运行指标初值预估综合生产指标  $\hat{Q}_k$ , 为前验评估的输入. 生产过程中预报模型不断更新来适应新的工况条件. 文献 [101] 提出以线性模型和非线性模型的混合模型建立生产指标预测模型. 其中线性模型给出生产指标和运行指标的主要关系, 非线性误差补偿模型由最小二乘支持向量机训练得到. 非线性模型用来补偿线性模型的误差以提高预测模型的精度. 采用基于最小化模型误差的概率密度函数 (Probability density function, PDF) 和最小误差熵的方法来选择非线性补偿模型的参数<sup>[101]</sup>. 文献 [102] 提出了基于多模型的综合生产指标预测模型. 首先, 利用模糊聚类算法将训练数据集分成多个类别; 然后, 对每个类采用基于混合内核的最小二乘支持向量机建立运行指标和综合生产指标的子模型; 最后, 集成所有子模型作为综合生产指标预测模型. 为了实现在线预测, 文献 [103] 提出了一种基于数据的自适应在线预测模型, 通过使用训练样本方法的统计特性在线更新模型的参数, 建立在线校正预测模型. 文献 [104] 提出了一种通过修改 Adaboost 算法权重的鲁棒预测方法, 该方法可以降低模型对异常值的敏感度. 文献 [105] 首先采用基于遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 的主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 提取模型输入的主要特

征,降低输入特征的维度和噪声,然后用最小二乘支持向量机针对提取的运行指标的主要特征和综合生产指标建模提高了模型的准确性.

c) 前验/后验评估和动态校正方法. 生产指标前验评估和动态校正的目的是利用综合生产指标目标值  $Q_k^*$  和预测值  $\hat{Q}_k$  产生运行指标的补偿值  $\Delta r$ , 修正动态因素, 如综合生产指标、原料成分、工况条件等波动的影响. 后验评估和动态校正根据实际的生产指标  $Q_k$  和生产指标的目标值范围  $[Q_{k \min}, Q_{k \max}]$  产生运行指标补偿值  $\Delta r$ , 保证实际生产指标在目标范围内. 目前对这两个模块的研究集中在校正环节. 如文献 [106] 提出规则推理方法对反馈环节进行评估和校正, 该方法首先利用生产过程数据建立反馈规则, 然后采用粗糙集规则提取方法来产生补偿规则. 此外, 文献 [98] 提出了基于 Actor-critic 结构的强化学习进行前验/后验的评估和动态校正. 针对每个评估校正环, 首先利用 Actor-critic 识别需要校正的运行指标, 然后采用策略行动对这些不合理的运行指标进行校正.

## 2 智能优化决策系统的必要性

经过几十年发展, 我国已经成为世界门类最齐全、规模最庞大的流程制造业大国, 但非强国. 存在着资源成分复杂且禀赋差、产品质量不稳定、能耗高、污染重的问题. 与发达国家相比, 资源回收率低, 能源利用率低, 单位产品平均能耗高. 如何在当前国际竞争与国家重大需求的环境下, 通过智能制造来解决流程工业上述问题是我们面临的首要问题和挑战.

当前, 发达国家纷纷实施“再工业化”战略, 强化制造业创新, 利用新兴的信息技术, 加快制造业智能化的进程, 重塑制造业竞争新优势. 以德国的离散制造业“工业 4.0”为代表的智能制造是最典型的未来发展战略. 这股发展趋势和热潮甚至被推到“第四次工业革命”的高度.“工业 4.0”的目标是实现个性化定制的自动化与高效化, 将 CPS (Cyber-physical systems) 与制造技术深度融合, 实现产品、设备、人和组织之间的无缝集成及合作, 达到计算资源与物理资源紧密融合与协同, 使得系统的适应性、自治力、效率、功能、可靠性、安全性和可用性大幅提升. 美国提出了“智能过程制造”的技术框架和路线, 其目标在于集成知识和大量模型, 采用主动响应和预防策略进行优化决策和生产制造. 我国也把智能制造作为实现新兴产业培育发展与传统产业改造升级有机结合的最佳途径, 作为我国实现制造强国的主攻方向和突破口, 实施“中国制造 2025”. 这也是我国流程工业发展的新机遇与挑战.

流程工业智能制造对于生产过程来说, 关键的

是实现生产全流程的整体优化. 即在市场和原料变化的情况下, 以高效化与绿色化为目标使得原材料的采购、经营决策、计划调度、工艺参数选择、生产全流程控制实现无缝集成优化, 实现企业全局的产品质量、产量、成本和消耗等生产指标的优化, 实现生产全流程安全可靠优化运行, 从而生产出高性能、高附加值产品, 使企业利润最大化, 同时实现能源与资源高效利用, 污染物实现零排放、环境绿色化<sup>[1-4]</sup>.

流程工业生产过程的特点决定了其实现生产全流程整体优化的核心是实现其运行操作参数的智能优化决策, 即根据原料特性和生产工况等因素来优化选择和调整运行操作参数保证生产目标的完成. 流程工业生产过程的特点之一是工艺流程固定, 由一个或多个工业装备组成生产工序, 将进入的原料加工成为下道工序所需要的半成品材料, 多个生产工序构成全流程生产线; 特点之二其生产过程本质上是材料的物质转化过程, 是一个物理化学反应的气液固多相共存的连续复杂过程. 特别是原料成分波动和外界随机干扰增加了物质转化过程的复杂性. 这也增加了运行操作参数决策的复杂性.

面向流程工业生产全流程整体优化的运行操作参数优化决策仍是尚未解决的问题. 它包括纵向跨层级多时间尺度的决策问题, 如企业经营决策层的产品质量、产量、成本和消耗等多冲突生产指标的优化决策及其在月、周、日、时等多时间尺度上的分解、计划调度指令的决策等; 同时还包含横向跨工序的多空间尺度的决策问题, 如由全流程生产指标来决策各个工序的中间产品的质量、产量和消耗等工序/装置的运行指标, 进而根据运行指标来决策各工序/装置的控制回路设定值. 虽然生产管理、计划调度、过程控制等信息化和自动化系统广泛应用并且能够实现局部单元的优化决策, 但是由于工业生产全流程中连续复杂的物理化学反应, 机理不清, 干扰多, 波动大, 上述运行操作决策主要依赖管理者、调度员、工程师等知识型工作者人工凭经验进行.

此外, 面对我国流程工业快速发展与资源能源短缺、原材料质量差且性质波动大、生态环境污染日益凸现的矛盾, 工业生产过程的运行操作优化越发重要. 目前对调度层、实时优化和先进控制层的研究虽然已经取得不少成果, 但层与层之间缺乏信息交互与反馈, 系统整体与局部的互补关系不明确, 导致目前生产全流程的总体运行水平依然不高. 工业过程面向整体行为的优化困难, 迫切需要研究面向生产全流程整体优化的工业过程智能优化决策方法及系统, 实现在局部与整体之间、短期与长远之间、效益与安全 and 环境影响之间的多目标优化, 为实现复杂流程工业过程智能优化制造打下坚实基础.

人工智能的发展为复杂工业过程智能优化决策提供了手段. 回顾历史, 可以发现人工智能与控制科学具有密切的关系. 控制论的核心概念是预设和反馈, 是模拟人如何思考, 将思考的过程演化成逻辑. 也是人工智能的一个重要的流派. 控制科学经过经典控制、现代控制、先进控制等阶段, 内涵不断丰富和发展, 但主要是基于精确数学模型通过信号测量和反馈解决被控对象的系统分析、控制和优化问题. 而以深度学习为代表的人工智能是模拟生物学大脑, 是仿生或者联接主义流派. 主要不依赖数学模型, 从对象特征出发, 模拟人的推理、学习过程解决系统的自动化问题. 实际上控制科学和人工智能是实现自动化技术的两类方法、两种思路. 上述人工智能与控制科学两种思路的融合将为解决复杂决策问题提供了新思路.

### 3 智能优化决策系统的发展目标及愿景

工业生产过程是人机物高度融合的复杂系统, 其决策问题既涉及企业内部的生产, 又涉及企业外部的环境条件以及动态变化的市场环境. 工业生产全流程智能优化决策的发展目标是研发复杂工业过程智能优化决策系统, 能够在外部市场动态需求、内部企业生产动态状况 (设备能力、工艺参数)、外部资源消耗与环保等约束条件下, 以尽可能提高包含

产品产量、质量、能耗、排放、成本等指标在内的生产全流程综合生产指标为目标, 采用虚拟制造流程实现基于虚拟仿真的前馈决策校正, 通过工业大数据实现工况识别与反馈自优化决策, 人机交互动态优化决策反映质量、效率、成本、消耗、安环等方面的企业全局综合生产指标、不同时间尺度的生产指标等, 使计划、生产、资源三者密切配合, 在生产过程的内外部条件变化时, 在最短的时间内感知生产过程中的各种变化, 对各级生产指标和控制指令做出准确的调整, 保证生产全流程的整体优化运行.

复杂工业过程智能优化决策系统的结构示意图如图 1 所示, 由生产指标优化决策系统、生产全流程智能协同优化控制系统和智能自主运行优化控制系统组成. 智能优化决策系统的愿景功能是能够实时感知市场信息、生产条件和生产全流程运行工况, 以企业高效化和绿色化为目标, 实现企业目标、计划调度、运行指标、生产指令与控制指令一体化优化决策, 实现远程与移动可视化监控决策过程动态性能, 自学习与自优化决策. 将人与智能优化决策系统协同, 使决策者在动态变化环境下精准优化决策.

生产全流程智能协同优化控制系统需要协同底层各个工序的智能体, 即智能自主控制系统, 来实现生产全流程生产指标的优化. 生产全流程智能协同控制系统的功能是自动获取生产线生产指标和生产

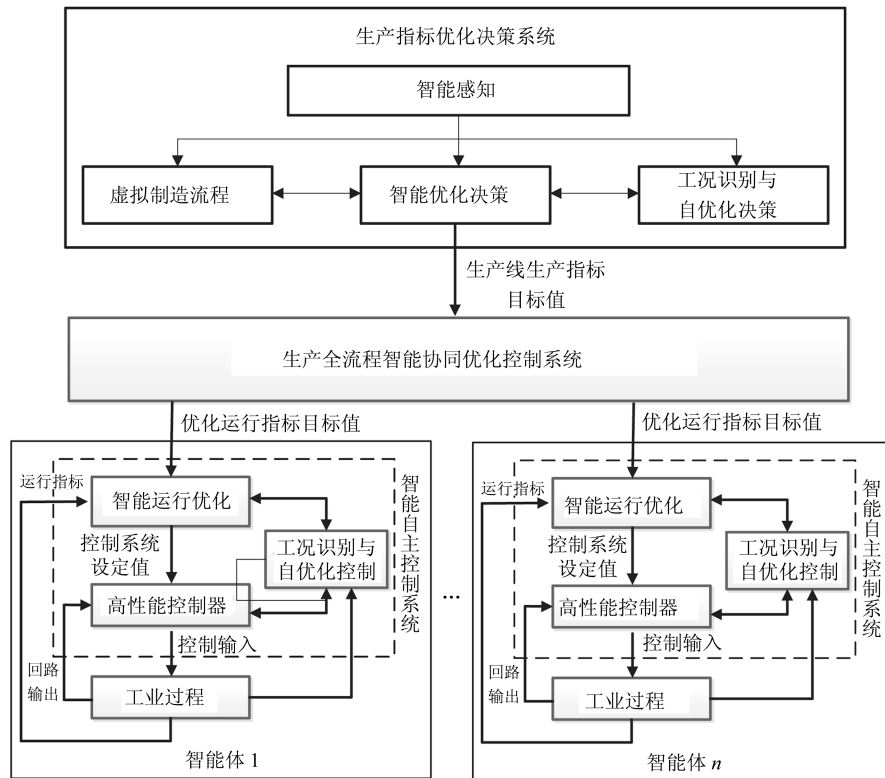


图 1 复杂工业过程智能优化决策系统的结构示意图

Fig. 1 Diagram of intelligent optimization decision making system for complex industrial process

过程动态变化因素、资源属性等方面的数据和信息,智能感知物质、能源和信息三流的相关状况;能够自主地学习和主动响应,从而自适应地进行优化决策、优化配置资源和合理配置与循环利用能源,并给出以生产全流程生产指标优化为目标的优化运行指标目标值。

智能自主控制系统由高性能智能控制器、智能运行优化、工况识别与自优化控制三部分组成。智能优化制造要求生产制造过程控制系统成为一个智能体,即智能自主控制系统使生产制造过程和其控制系统深度融合并成为智能体,要集智能感知、控制、监控、优化、故障诊断、自愈控制于一体,具有自适应、自学习、自动调整控制结构和控制参数的功能,能够适应工业过程的动态变化。其功能是智能感知生产条件的变化,以优化运行指标为目标,自适应决策控制系统的设定值。高动态性能的智能控制系统跟踪控制系统设定值的改变,将实际运行指标控制在目标值范围内。实时远程与移动监控与预测异常工况,自优化控制,排除异常工况,使系统安全优化运行。与其他智能自主控制系统相互协同,实现制造流程全局优化。

复杂工业过程智能优化决策系统通过智能优化决策系统、生产全流程智能协同优化控制系统和智能自主运行优化控制系统协同,最终实现复杂生产全流程的优化运行。

#### 4 重点研究方向

如前所述,未来的制造全流程优化决策系统一定是人机交互的动态智能优化决策,目前尚没有统一的智能决策体系结构。在工业大数据和云网络平台的支持下,通过知识库构建、决策计算、指标预测、评价反馈等模块,将智能决策行为和综合自动化、智能方法与预测和反馈相结合,建立生产制造智能决策系统的体系结构与功能,实现人机柔性化自适应交互决策。根据以上目标,复杂工业过程智能优化决策系统的共性研究方向如下:

1) 机理模型与数据和知识融合的运行工况智能感知。工业过程是一个包含物理化学反应的气液固多相共存的连续化复杂生产全流程,其运行工况依靠人的视觉、听觉、触觉来感知视频、声音、文本和自动化系统产生的实际数据,凭经验和知识来识别。为了及时、准确地识别工况,需要研究制造流程多源异构信息的感知和从多源异构数据中发现工况识别的规则。包括: a) 数据、视频与机理分析相结合的运行工况智能感知; b) 融合数据、操作和管理经验的领域知识挖掘; c) 工业生产物质流、能源流和信息流的状况智能感知; d) 机理模型与数据和知识融合的多尺度多维度指标建模等。

2) 具有预测、反馈、自学习、自优化校正的智能决策系统架构及新方法,研究以企业高效化和绿色化为目标,如何实现企业目标、计划调度、运行指标、生产指令与控制指令一体化优化决策,使工业运行过程成为知识自动化系统,尽可能提高生产效率与产品质量,尽可能降低能耗与物耗,实现生产过程环境足迹最小化,确保环境友好地可持续发展。包括: a) 具有预测、反馈、自学习、自优化校正的智能决策系统架构; b) 全局动态感知、过程知识发现与知识自动化的一体化智能决策; c) 多层次、多尺度、多目标动态优化决策; d) 全流程生产指标的智能决策; e) 企业综合生产指标目标值的智能决策; f) 基于机理与数据和知识融合的一体化决策; g) 宏观信息优化与虚拟企业预测和大数据反馈校正相结合的运行指标智能决策; h) 工业生产全流程计划调度系统与优化; i) 人工智能驱动优化决策的建模、决策、校正算法; j) 全流程生产指标的大数据可视化分析与监控算法; k) 全流程生产指标优化中的异常工况预报、溯源与自愈; l) 人工智能驱动的协同控制的建模、协同优化与控制算法; m) 决策与控制一体化系统的动态性能评估等。

3) 智能决策系统实现技术。面向典型流程工业企业,研发相关的智能优化决策系统技术,设计智能优化决策云服务平台系统体系架构与核心组件,构建流程工业智能优化决策系统,搭建智能优化决策系统的实验平台并开展实验平台验证与应用验证研究。包括: a) 智能优化决策系统的实现系统架构; b) 智能优化决策系统的数据、知识、算法库管理平台; c) 智能优化决策系统算法实现的软件; d) 运行工况故障诊断与自愈控制软件; e) 智能优化决策系统分布式实现技术; f) 生产指标的大数据可视化分析与监控软件; g) 基于工业私有云和移动终端的生产全流程智能优化决策系统设计技术等。

总体来说,流程工业智能优化决策系统的重点任务是从流程工业绿色化与自动化、工业化与信息化深度融合的重大需求出发,以实现流程工业绿色化、智能化和高效化为目标,建立工业大数据和知识驱动的流程工业智能优化决策机制和系统体系结构,研究工业大数据驱动领域知识挖掘、推理与重组、多源异构多尺度生产指标预测、大数据和知识驱动的生产指标决策、优化运行与控制一体化决策方法与技术,研发流程工业智能优化决策的实现技术与工业软件,建立流程工业智能优化决策系统实验平台,引领工业化与信息化深度融合。从而形成以生产全流程整体优化为特征的流程工业智能决策新模式,实现流程工业生产的绿色化、智能化和高效化,引领工业化与信息化深度融合。



## 5 结束语

流程制造业具有生产连续程度高、生产设备众多、变量间强耦合、生产产品固定、生产量大等特点,生产企业的整个管理决策过程还是依赖人和知识型工作者来进行。当市场需求和生产要素条件发生变化时,难以及时准确地做出企业目标、计划调度、运行指标、生产指令与控制指令的决策反应,无法实现企业产品质量、产量、消耗和成本等综合生产指标的优化。本文根据我国流程工业过程智能优化决策系统的现状,提出复杂工业过程生产制造全流程优化决策系统——智能优化决策系统的愿景功能,并探讨了下一步的具体研究方向。智能优化决策系统能够有效地结合工业制造流程、知识型工作自动化以及智能技术,使得企业能够智能感知物质流、能源流和信息流的状况、自主学习和主动响应,自适应优化决策企业生产目标、优化配置资源和合理配置与循环利用能源,为实现流程工业过程智能优化制造打下基础。

## References

- Chai Tian-You, Ding Jin-Liang. Intelligent optimized manufacturing in process industry. *Chinese Engineering Science*. 2018, DOI: 10.15302/J-SSCAE-2018.04.007 (柴天佑, 丁进良. 流程工业智能优化制造. 中国工程科学, 2018, DOI: 10.15302/J-SSCAE-2018.04.007)
- Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Gui Wei-Hua, Qian Feng. Research on the development strategy of knowledge automation of big data and manufacturing process. Beijing: Science Press, 2018. (柴天佑, 丁进良, 桂卫华, 钱锋. 大数据与制造流程知识自动化发展战略研究. 北京: 科学出版社, 2018.)
- Gui Wei-Hua, Wang Cheng-Hong, Xie Yong-Fang, Song Su, Meng Qing-Feng, Ding Jin-Liang. The necessary way to realize great-leap-forward development of process industries. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*. 2015, **29**(5): 337–342 (桂卫华, 王成红, 谢永芳, 宋苏, 孟庆峰, 丁进良. 流程工业实现跨越式发展的必由之路. 中国科学基金, 2015, **29**(5): 337–342)
- Qian F, Zhong W, Du W. Fundamental theories and key technologies for smart and optimal manufacturing in the process industry. *Engineering*, 2017, **3**(2): 154–160
- Chai Tian-You. The challenge of control and optimization theory method for production and manufacturing process optimization control. *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)
- Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Wang Hong, Su Chun-Yi. Hybrid intelligent optimization control for complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(5): 505–515 (柴天佑, 丁进良, 王宏, 苏春翌. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. 自动化学报, 2008, **34**(5): 505–515)
- Young R E. Petroleum refining process control and real-time optimization. *Control Systems IEEE*, 1999, **26**(6): 73–83
- Ding Jin-Liang. Study on optimization decision method of whole process operation index under dynamic environment [Ph. D. dissertation], Northeastern University, China, 2012. (丁进良. 动态环境下选矿生产全流程运行指标优化决策方法研究 [博士学位论文], 东北大学, 中国, 2012.)
- Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Xu Quan, Yue Heng. Implementation system technology of mineral processing manufacturing based on Internet of things. *Journal of Internet of Things*, 2018, (01): 1–16 (柴天佑, 丁进良, 徐泉, 岳恒. 基于物联网的选矿制造执行系统技术. 物联网学报, 2018, (01): 1–16)
- Chai T, Ding J, Yu G, Wang H. Integrated optimization for the automation systems of mineral processing. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2014, **11**(4): 965–982
- Chai Tian-You. Operation optimization and feedback control of complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1744–1757 (柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制. 自动化学报, 2013, **39**(11): 1744–1757)
- Mehmet M, Francis J, Doyle III. Real-time optimization of the pulp mill benchmark problem. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, **32**(4-5): 789–804
- Wang Yue. Research on production planning and scheduling under uncertain environment [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2016. (王越. 不确定环境下生产计划和调度的研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2016.)
- Hou Yan. Optimization of short-term production scheduling for oil refinery [Ph. D. dissertation], Guangdong University of Technology, China, 2016. (侯艳. 炼油厂原油处理短期生产计划调度优化 [博士学位论文], 广东工业大学, 中国, 2016.)
- Zhao Xiao-Qiang. Research on refinery production scheduling problem [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2005. (赵小强. 炼厂生产调度问题研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2005.)
- Velez S, Maravelias C T. Multiple and nonuniform time grids in discrete-time MIP models for chemical production scheduling. *Computers & Chemical Engineering*, 2013, **53**(11): 70–85.
- Bowman E H. The schedule-sequencing problem. *Operations Research*, 1959, **7**(5): 621–624
- Manne A S. On the job-shop scheduling problem. *Operations Research*, 1960, **8**(2): 219–223
- Hussin S M, Hassan M Y. Coordination of short-term maintenance scheduling with hourly security-constrained unit commitment. In Proceedings of Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2014 IEEE 8th International. Langkawi, Malaysia. USA: IEEE, 2014. 73–78
- Jia Z, Ierapetritou M. Efficient short-term scheduling of refinery operations based on a continuous time formulation. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, **28**(6): 1001–1019.

- 21 Joly M, Moro L F L, Pinto J M. Planning and scheduling for petroleum refineries using mathematical programming. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, 2002, **19**(2): 207–228.
- 22 Ezpeleta J, Colom J M, Martinez J. A Petri net based deadlock prevention policy for flexible manufacturing systems. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1995, **II**(2): 173–184.
- 23 Lin F J, Fung R F, Wang Y C. Sliding mode and fuzzy control of toggle mechanism using PM synchronous servomotor drive. *IEE Proceedings-Control Theory and Applications*, 1997, **144**(5): 393–402.
- 24 Balduzzi F, Giua A, Seatzu C. Modelling and simulation of manufacturing systems with first-order hybrid Petri nets. *International Journal of Production Research*, 2001, **39**(2): 255–282.
- 25 Champagnat R, Esteban P, Pingaud H, Valette, R. Petri net based modeling of hybrid systems. *Computers in Industry*, 1998, **36**(1-2): 139–146.
- 26 Allam M, Alla H. Modeling and simulation of an electronic component manufacturing system using hybrid Petri nets. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 1998, **11**(3): 374–383.
- 27 Chien C F, Chen C H. Using genetic algorithms (GA) and a coloured timed Petri net (CTPN) for modelling the optimization-based schedule generator of a generic production scheduling system. *International Journal of Production Research*, 2007, **45**(8): 1763–1789
- 28 Sadrieh S A, Ghaeli M, Bahri P A, Lee P L. An integrated Petri net and GA based approach for scheduling of hybrid plants. *Computers in Industry*, 2007, **58**(6): 519–530.
- 29 Zhang Jin-Song. Modeling and optimization of continuous process production scheduling based on controlled hybrid Petri net [Ph.D. dissertation], Shandong University, China, 2008.  
(张劲松. 基于受控混杂 Petri 网的连续过程生产调度建模及优化方法 [博士学位论文], 山东大学, 中国, 2008.)
- 30 Wu Zhong-Zhen, Feng Yi-Ping, Wang Ji-Shuai, Wu Yu-Cheng, Rong Gang. A simulation based process industry production scheduling closed-loop optimization method. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2011, **38**(04): 369–374  
(邬仲臻, 冯毅萍, 王继帅, 吴玉成, 荣冈. 一种基于仿真的流程工业生产调度闭环优化方法. 化工自动化及仪表, 2011, **38**(04): 369–374)
- 31 Wang Wei-Da, Wang Wei, Liu Wen-Jian. Integration of simulation based production planning and scheduling system. *Computer Engineering and Design*, **2007**(07): 1626–1629  
(王伟达, 王伟, 刘文剑. 基于仿真的生产计划与调度系统集成. 计算机工程与设计, **2007**(07): 1626–1629)
- 32 Chryssolouris G, Papakostas N, Mourtzis D. Refinery short-term scheduling with tank farm, inventory and distillation management: an integrated simulation-based approach. *European Journal of Operational Research*, 2005, **166**(3): 812–827.
- 33 Ma Wen-Qiang, Du Zi-Ping, Li Dong-Po. Research progress of simulation optimization in manufacturing system production scheduling. *Modern Manufacturing Engineering*, 2012, **15**(03): 10–14  
(马文强, 杜子平, 李东坡. 仿真优化在制造系统生产调度中的研究进展. 现代制造工程, 2012, **15**(03): 10–14)
- 34 Baker C T, Dzielinski B P. Simulation of a simplified job shop. *Management Science*, 1960, **6**(3): 311–323.
- 35 Huang Hui, Chai Tian-You, Zheng Bing-Lin, Luo Xiao-Chuan, Zhang Hong. The two-level case reasoning iron-water dynamic scheduling system for iron-oriented steel. *Journal of Chemical Engineering*, 2010, **61**(08): 2021–2029  
(黄辉, 柴天佑, 郑秉霖, 罗小川, 张红. 面向铁钢对应的两级案例推理铁水动态调度系统. 化工学报, 2010, **61**(08): 2021–2029)
- 36 Al-Khayyal F, Griffin P M, Smith N R. Solution of a large-scale two-stage decision and scheduling problem using decomposition. *European Journal of Operational Research*, 2001, **132**(2): 453–465
- 37 Chen C L, Chen C L. Bottleneck-based heuristics to minimize total tardiness for the flexible flow line with unrelated parallel machines. *Computers & Industrial Engineering*, 2009, **56**(4): 1393–1401
- 38 Zhan De-Chen, Chen Wei, Wang Zhong-Jie. The hybrid genetic algorithm based on heuristic rules and its application in production planning optimization. *Computer Engineering and Applications*, 2003, (8): 215–218  
(战德臣, 陈伟, 王忠杰. 基于启发式规则的混合遗传算法及其在生产计划优化中的应用. 计算机工程与应用, 2003, (8): 215–218)
- 39 Xiao Zhi-Jiao, Chang Hui-You, Yi Yang. Optimization of workflow dynamic scheduling by heuristic rules and GA combined optimization method. *Computer Science*, 2007, **34**(2): 157–160  
(肖志娇, 常会友, 衣杨. 启发式规则与 GA 结合的优化方法求解工作流动态调度优化问题. 计算机科学, 2007, **34**(2): 157–160)
- 40 He Y, Hui C W. A rule-based genetic algorithm for the scheduling of single-stage multi-product batch plants with parallel units. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, **32**(12): 3067–3083
- 41 Pistikopoulos E N. Uncertainty in process design and operations. *Computers & Chemical Engineering*, 1995, 19: 553–563
- 42 Ho J W, Fang C C. Production capacity planning for multiple products under uncertain demand conditions. *International Journal of Production Economics*, 2013, **141**(2): 593–604
- 43 Ning Y, Liu J, Yan L. Uncertain aggregate production planning. *Soft Computing*, 2013, **17**(4): 617–624
- 44 Kórpeoglu E, Yaman H, Aktürk M S. A multi-stage stochastic programming approach in master production scheduling. *European Journal of Operational Research*, 2011, **213**(1): 166–179
- 45 Figueroa-García J C, Kalenatic D, Lopez-Bello C A. Multi-period mixed production planning with uncertain demands: fuzzy and interval fuzzy sets approach. *Fuzzy Sets and Systems*, 2012, 206: 21–38
- 46 Torabi S A, Ebadian M, Tanha R. Fuzzy hierarchical production planning (with a case study). *Fuzzy Sets and Systems*, 2010, **161**(11): 1511–1529

- 47 Guillaume R, Kobylański P, Zieliski P. Production planning with uncertain demands. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ). Taipei, China: IEEE, 2011, 2644–2649
- 48 Iris C, Cevikcan E. A fuzzy linear programming approach for aggregate production planning. In: Proceedings of Supply Chain Management Under Fuzziness. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014: 355–374
- 49 Tang Jia-Fu, Wang Ding-Wei, Xu Bao-Dong. The fuzzy method of multi-variety intensive production planning. *Journal of Management*, 2003, **6**(01): 44–50  
(唐加福, 汪定伟, 许宝栋. 多品种集约生产计划问题的模糊方法. 管理科学学报, 2003, **6**(01): 44–50)
- 50 Aghezzaf E H, Sitompul C, Najid N M. Models for robust tactical planning in multi-stage production systems with uncertain demands. *Computers & Operations Research*, 2010, **37**(5): 880–889
- 51 Leung S C H, Tsang S O S, Ng W L, Wu Y. A robust optimization model for multi-site production planning problem in an uncertain environment. *European Journal of Operational Research*, 2007, **181**(1): 224–238
- 52 Rahmani D, Ramezani R, Fattahi P, Heydari M. A robust optimization model for multi-product two-stage capacitated production planning under uncertainty. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, **37**(20-21): 8957–8971
- 53 Luo Chun-Peng, Rong Gang. Robust optimization model for gasoline harmonic scheduling under uncertain conditions. *Journal of Petroleum (Petroleum Processing)*, 2009, **25**(03): 391–400  
(罗春鹏, 荣冈. 不确定条件下汽油调和调度的鲁棒优化模型 (英文). 石油学报 (石油加工), 2009, **25**(03): 391–400)
- 54 Al-e S M J M, Aryanezhad M B, Sadjadi S J. An efficient algorithm to solve a multi-objective robust aggregate production planning in an uncertain environment. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, **58**(5-8): 765–782
- 55 Lan Y, Zhao R, Tang W. Minimum risk criterion for uncertain production planning problems. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, **61**(3): 591–599
- 56 Li Qi-Qiang, Li Ming, Zhang Ping. Dynamic scheduling system based on event logic. *Journal of Tongji University (Natural Science Edition)*, 2010, **38**(12): 1836–1840  
(李歧强, 李明, 张平. 基于事件逻辑的炼油企业动态调度系统. 同济大学学报 (自然科学版), 2010, **38**(12): 1836–1840)
- 57 Xu Jia-Dong. Research on crude oil scheduling based on Petri net [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2014.  
(徐佳东. 基于 Petri 网的原油调度问题研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2014.)
- 58 Ding J L, Yang C E, Xiao Q, Chai T Y, Jin Y C. Dynamic evolutionary multiobjective optimization for raw ore allocation in mineral processing. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, to be published.
- 59 Khoshnevis B, Chen Q M. Integration of process planning and scheduling functions. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1991, **2**(3): 165–175
- 60 Shao X, Li X, Gao L, Zhang C. Integration of process planning and scheduling — a modified genetic algorithm-based approach. *Computers & Operations Research*, 2009, **36**(6): 2082–2096
- 61 Chunpeng L, Gang R. A strategy for the integration of production planning and scheduling in refineries under uncertainty. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2009, **17**(1): 113–127
- 62 Yu G, Chai T, Luo X. Two-level production plan decomposition based on a hybrid MOEA for mineral processing. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2013, **10**(4): 1050–1071
- 63 Chu Y, You F, Wassick J M, Agarwal A. Integrated planning and scheduling under production uncertainties: bi-level model formulation and hybrid solution method. *Computers & Chemical Engineering*, 2015, **72**: 255–272
- 64 Yu M, Zhang Y, Chen K, Zhang D. Integration of process planning and scheduling using a hybrid GA/PSO algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, **78**(1-4): 583–592
- 65 Baldea M, Harjunoski I. Integrated production scheduling and process control: a systematic review. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, **71**: 377–390
- 66 Dias L S, Ierapetritou M G. Integration of scheduling and control under uncertainties: review and challenges. *Chemical Engineering Research and Design*, 2016, **116**: 98–113
- 67 Gao Xiao-Yong, Jiang Yong-Heng, Huang De-Xian. Process modelling based on integration of unitwide optimal process control and plantwide scheduling. *CIESC Journal*, 2016, **67**(12): 5105–5111  
(高小永, 江永亨, 黄德先. 基于装置级优化控制与厂级调度优化集成的过程模型方法. 化工学报, 2016, **67**(12): 5105–5111)
- 68 Flores-Tlacuahuac A, Grossmann I E. Simultaneous cyclic scheduling and control of a multiproduct CSTR. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2006, **45**(20): 6698–6712
- 69 Zhuge J, Ierapetritou M G. Integration of scheduling and control with closed loop implementation. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2012, **51**(25): 8550–8565
- 70 Skogestad S. Control structure design for complete chemical plants. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, **28**(1-2): 219–234
- 71 Ellis M, Christofides P D. Integrating dynamic economic optimization and model predictive control for optimal operation of nonlinear process systems. *Control Engineering Practice*, 2014, **22**(22): 242–251
- 72 Baldea M, Du J, Park J, Harjunoski I. Integrated production scheduling and model predictive control of continuous processes. *AIChE Journal*, 2015, **61**(12): 4179–4190
- 73 Ellis M, Durand H, Christofides P D. A tutorial review of economic model predictive control methods. *Journal of Process Control*, 2014, **24**(8): 1156–1178
- 74 Jschke J, Skogestad S. NCO tracking and self-optimizing control in the context of real-time optimization. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(10): 1407–1416
- 75 Skogestad S. Self-optimizing control: the missing link between steady-state optimization and control, *Computers and Chemical Engineering*, 2000, **24**(2): 569–575

- 76 Skogestad S. Plantwide control: the search for the self-optimizing control structure. *Journal of Process Control*, 2000, **10**(5): 487–507
- 77 De Souza G, Odloak D, Zanin A C. Real time optimization (RTO) with model predictive control (MPC). *Computers & Chemical Engineering*, 2010, **34**(12): 1999–2006
- 78 Marchetti A G, Ferramosca A, González A H. Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control*, 2014, **24**(1): 129–145
- 79 Biegler L T, Yang X, Fischer G A G. Advances in sensitivity-based nonlinear model predictive control and dynamic real-time optimization. *Journal of Process Control*, 2015, **30**: 104–116
- 80 Tosukhowong T, Lee J H. Real-time economic optimization for an integrated plant via a dynamic optimization scheme In: Proceedings of American Control Conference. Boston, Massachusetts: IEEE, 2004: 233–238
- 81 Vega P, Revollar S, Francisco M, Francisco S M. Integration of set point optimization techniques into nonlinear MPC for improving the operation of WWTPs. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, **68**: 78–95
- 82 Zhu G Y, Henson M A, Ogunnaike B A. A hybrid model predictive control strategy for nonlinear plant-wide control. *Journal of process control*, 2000, **10**(5): 449–458
- 83 Zheng Y, Li S, Wang X. Distributed model predictive control for plant-wide hot-rolled strip laminar cooling process. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(9): 1427–1437
- 84 Fan J, Jiang Y, Chai T. MPC-based setpoint compensation with unreliable wireless communications and constrained operational conditions. *Neurocomputing*, 2017, **270**: 110–121
- 85 Xie S, Xie Y, Ying H, Gui W, Yang C. A hybrid control strategy for real-time control of the iron removal process of the zinc hydrometallurgy plants. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018.
- 86 Precup R E, Hellendoorn H. A survey on industrial applications of fuzzy control. *Computers in Industry*, 2011, **62**(3): 213–226
- 87 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
- 88 Chai T Y, Qin S J, Wang H. Optimal operational control for complex industrial processes. *Annual Reviews in Control*, 2014, **38**(1): 81–92
- 89 Ding J, Chen Q, Chai T, Wang H, Su C Y. Data mining based feedback regulation in operation of hematite ore mineral processing plant. In: Proceedings of American Control Conference, 2009. ACC'09. IEEE, 2009: 907–912
- 90 Zhou P, Chai T Y. Intelligent operational feedback control for typical hematite grinding processes. *Control Theory & Applications*, 2014, **31**(10): 1352–1359  
(周平, 柴天佑. 典型赤铁矿磨矿过程智能运行反馈控制. 控制理论与应用, 2014, **31**(10): 1352–1359)
- 91 Wu Z, Wu Y, Chai T Y, Sun J. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, **62**(3): 1703–1715
- 92 Jiang Y, Fan J, Chai T, Li J, Lewis F L. Data-driven flotation industrial process operational optimal control based on reinforcement learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, **14**(5): 1974–1989
- 93 Li Jin-Na, Gao Xi-Ze, Chai Tian-You, Fan Jia-Lu. Data driven industrial process operation optimization control. *Control Theory & Applications*, 2016, **33**(12): 1584–1592  
(李金娜, 高溪泽, 柴天佑, 范家璐. 数据驱动的工业过程运行优化控制. 控制理论与应用, 2016, **33**(12): 1584–1592)
- 94 Yu G, Chai T, Luo X. Multiobjective production planning optimization using hybrid evolutionary algorithms for mineral processing. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, **15**(4): 487–514
- 95 Ding J, Chai T, Wang H, Wang J, Zheng X. An intelligent factory-wide optimal operation system for continuous production process. *Enterprise Information Systems*, 2016, **10**(3): 286–302
- 96 Ding J, Modares H, Chai T, Lewis F L. Data-based multiobjective plant-wide performance optimization of industrial processes under dynamic environments. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, **12**(2): 454–465
- 97 Chai T, Ding J, Wang H. Multi-objective hybrid intelligent optimization of operational indices for industrial processes and application. *IFAC Proceedings Vol. 2011*, 2011, **44**(1): 10517–10522
- 98 Ding J, Yang C, Chai T. Recent progress on data-based optimization for mineral processing plants. *Engineering*, 2017, **3**(2): 183–187
- 99 Chai T, Ding J, Wang H. Multi-objective hybrid intelligent optimization of operational indices for industrial processes and application. In: Proceedings of IFAC World Congress, Milan, Italy: 2011, 10517–10522
- 100 Yang C, Ding J. Constrained dynamic multi-objective evolutionary optimization for operational indices of beneficiation process. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2017, DOI: 10.1007/s10845-017-1319-1
- 101 Ding J, Chai T, Wang H. Offline modeling for product quality prediction of mineral processing using modeling error PDF shaping and entropy minimization. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(3): 408–419
- 102 Ding J, Chai T, Cheng W, Zheng X. Data-based multiple-model prediction of the production rate for hematite ore beneficiation process. *Control Engineering Practice*, 2015, **45**: 219–229
- 103 Liu C, Ding J, Toprac A J, Chai T. Data-based adaptive online prediction model for plant-wide production indices. *Knowledge and Information Systems*, 2014, **41**(2): 401–421
- 104 Liu C, Ding J, Chai T. Robust prediction for quality of industrial processes. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Hailar, China: IEEE, 2014. 1172–1175
- 105 Ding J, Zhao L, Liu C, Chai T. GA-based principal component selection for production performance estimation in mineral processing. *Computers & Electrical Engineering*, 2014, **40**(5): 1447–1459

106 Ding J, Chai T, Wang H, Chen X. Knowledge-based global operation of mineral processing under uncertainty. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2012, 8(4): 849–859



**丁进良** 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室教授. 主要研究方向为复杂工业过程的建模与运行优化控制, 计算智能及应用. 本文通信作者.

E-mail: jlding@mail.neu.edu.cn

**(DING Jin-Liang** Professor at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries,

Northeastern University. His research interest covers modeling and operation optimization control of complex industrial process, computational intelligence and its application. Corresponding author of this paper.)



**杨翠娥** 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室博士研究生. 2016 年获得东北大学信息科学与工程学院硕士学位. 主要研究方向为计算智能及其应用.

E-mail: cuieyang@outlook.com

**(YANG Cui-E** Ph.D. candidate at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries,

Northeastern University. She received her master degree from the College of Informdtion Science and Engineering,

Northeastern University in 2016. Her research interest covers computational intelligence and its application.)



**陈远东** 东北大学流程工业自动化国家重点实验室博士研究生. 主要研究方向为炼厂调度, 混合整数线性规划, 大规模优化算法. E-mail: cyd4999@126.com

**(CHEN Yuan-Dong** Ph.D. candidate at the State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University. His

research interest covers refinery scheduling, mixed integer linear programming, and large-scale optimization algorithm.)



**柴天佑** 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow. 1985 年获得东北大学博士学位. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术.

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

**(CHAI Tian-You** Academician of Chinese Academy of Engineering, pro-

fessor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow. He received his Ph.D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation theory, method and technology of industrial process.)