

石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战

钱锋¹ 杜文莉¹ 钟伟民¹ 唐漾¹

摘要 石油和化工行业是国家的基础性产业, 目前面临转型升级的重大需求. 本文首先回顾了石油和化工行业在生产全流程的信息检测、建模、优化控制, 企业经营管理决策以及故障监测和安全环保等几个方面的进展. 剖析了当前石油和化工行业存在的主要问题, 提出了利用现代信息技术从生产、管理以及营销全流程优化出发, 推进实现石化行业智能优化制造智能化、绿色化、安全化的愿景目标, 讨论了石油和化工行业智能优化制造所面临的新挑战.

关键词 石油与化工行业, 智能优化制造, 先进控制和优化技术, 愿景

引用格式 钱锋, 杜文莉, 钟伟民, 唐漾. 石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战. 自动化学报, 2017, 43(6): 893–901

DOI 10.16383/j.aas.2017.c170129

Problems and Challenges of Smart Optimization Manufacturing in Petrochemical Industries

QIAN Feng¹ DU Wen-Li¹ ZHONG Wei-Min¹ TANG Yang¹

Abstract The petrochemical industry is one of the foundation industries of the national economy, which currently requires transformation and upgrading. In this paper we firstly review the full petrochemical industry process in terms of information detection of plant-wide production, integration of data and data analysis, modelling and optimal control, decision-making of enterprise operation and management, as well as fault monitoring, security and environmental protection. Then we analyze the major existing problems in the petrochemical industry. And we propose to utilize modern information technology to realize plant-wide optimizations of production, management and marketing, so as to fulfill the visions and goals of the petrochemical industry: high-end, smart, green and safety production. Finally, we discuss the new challenges in the smart and optimal manufacturing in the petrochemical industry.

Key words Petrochemical industry, smart optimization manufacturing, technologies of advanced control and optimization, future vision and goal

Citation Qian Feng, Du Wen-Li, Zhong Wei-Min, Tang Yang. Problems and challenges of smart optimization manufacturing in petrochemical industries. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(6): 893–901

石油和化工(简称: 石化)行业是基础性产业, 在国民经济中占有举足轻重的地位, 也是我国经济持续增长的重要支撑力量. 2016 年, 石化工业规模以上企业 29 624 家, 全行业增加值同比增长 7.0%; 实现主营业务收入 13.29 万亿元, 利润总额 6 444.4 亿元, 分别占全国规模工业主营收入和利润总额的 11.5% 和 9.4%^[1]. 经过数十年的发展, 我国已成为石化制造大国, 其生产工艺、装备及自动化水平都得到了大幅度提升, 且部分工业装置的装备水平与发

达国家的装备相当、甚至更先进. 但在国际市场环境的新常态发展背景下, 当前石化产业面临产能过剩、成本上升、效益下滑、资源环境约束等问题^[2]. 2015 年, 国际化工巨头巴斯夫、埃克森美孚、杜邦的总资产回报率分别为 8.39%, 6.49% 和 6.41%. 与之相比, 同期的我国石化行业的总资产平均回报率却仅为 1.4%^[3]. 究其原因, 主要是石化企业的底层感知、全流程控制和优化以及顶层的智慧决策方面存在相应不足. 因此, 在经济新常态下, 我国石化行业面临更严酷的竞争、更为严峻的市场形势^[4–5]. 智能制造是石化产业转型升级、可持续发展的重要发展途径.

目前, 自动化控制系统与信息管理系统在石化工业中已普遍配置, 大部分石化企业建成了以企业资源计划 (Enterprise resource planning, ERP)、制造企业生产过程执行系统 (Manufacturing execution system, MES) 和实时数据库为主线的生产经营信息化体系, 辅以覆盖全公司生产质检和环保监测的实验室信息管理系统 (Laboratory information

收稿日期 2017-03-14 录用日期 2017-05-26
Manuscript received March 14, 2017; accepted May 26, 2017
国家科技支撑计划项目 (2015BAF22B02), 国家自然科学基金面上项目 (21376077) 资助
Supported by National Key Scientific and Technical Project of China (2015BAF22B02), National Natural Science Foundation of China (21376077)
本文责任编辑 苏宏业
Recommended by Associate Editor SU Hong-Ye
1. 华东理工大学化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室 上海 200237
1. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237

management system, LIMS)、重要生产装置的先进控制系统等,但在涉及装置运行与生产管理的核心技术的智能化方面仍存在一定差距,主要体现在:1)信息的集成共享程度和深入挖掘程度不够,信息的共享不规范造成引用和维护的复杂度过大;2)现有的信息系统相对独立,不能满足企业运营的信息化需求;3)计划、调度、操作一体化协同依靠人工知识衔接,没有真正贯通生产管控全流程;4)生产运行与设备的安环监控实时性与精准性不够等。

石化工业过程连续化生产特点,使其智能制造内涵与离散工业有所区别和不同。对于流程工业而言,智能制造重点解决的是多生产单元流程之间的协调优化,而不再是单个工序的最优化生产,对于石化工业而言,智能制造的核心就是生产流程各项业务的系统集成,通过发展联系各信息孤岛系统的有效方法,如实时优化与控制一体化、计划调度一体化、过程设计与控制一体化等,真正将资金流、物质流、信息流和能量流四流合一。石化行业实施《中国制造 2025》,是希望加快发展大数据、云计算、物联网应用,以新技术、新业态和新模式推动石化产业生产、管理和营销模式变革为目的^[6],推进我国石化行业智能优化制造^[7],从而进一步推动流程工业智能优化制造^[8-9]。

本文回顾了石化行业生产全流程的信息检测,建模、优化控制、企业经营管理决策以及故障监测和安全环保指标溯源等多个方面的进展分析,阐述了石化行业智能优化制造的需求,探讨了石化行业智能优化制造的新课题和挑战。

1 石化行业优化制造现状分析

1.1 石化生产过程运行信息检测

石化生产过程的优化调控依赖于对更多工艺参数的检测以满足智能化运行的需求,传统的温度、流量、压力、液位等过程变量检测已在工程实践中得到了广泛应用,但对复杂成分的物理化学性质在线实时检测仍待进一步研究,高精度和高实时性的检测需求仍受到工业界和学术界的广泛关注。

1.1.1 新型检测技术

随着现代光电技术的迅速发展,基于红外光谱、超声波、图像信号的先进检测技术和设备在近二十年来得到了迅速的发展和研制。由于具有检测精度高、灵敏度好以及对生产和反应过程影响微小甚至无接触或无侵入(Noninvasive)等优点,这些技术和设备已逐渐被采纳用于各种各样的化工生产工艺和批量生产监控系统,以实现高质量和高效率的生产目标和效益^[7-8,10-11],如基于光学透射、漫反射、透反射或漫透射原理研制的红外光谱检测仪可以用于

检测固体或液体合成产物成分。如今基于先进检测技术研制的仪器设备,如红外/近红外光谱检测仪、高清图像采集设备等,虽然能够直接检测结晶过程的目标产物特性参数,如产物组分及含量、形状及尺寸等,但目前这样的仪器设备绝大多数是针对采样样本做离线(亦称非原位)检测和分析,不能满足在线检测、实时过程动态监测、实时反馈控制以及动态过程优化的系统运行要求。

1.1.2 软测量技术

为了克服上述传统传感器测量方式的局限,借助过程其他检测变量对目标产品/指标等进行研究的软测量技术^[12]一直是研究的热点。针对石化生产过程中通常具有的大滞后、大惯性、强非线性时变以及多变量耦合特点、标签数据样本不充分、小样本处理等种种特点,发展了一批软测量方法的有效思路与解决方法。基于案例推理^[13]、遗传算法^[14]、神经网络^[15-16]等的软测量方法已经在石化软测量中有大量应用案例^[17]。但软测量方法是基于数据驱动的方法,较大程度上依赖样本数量和质量,导致其在应用于不同工况和操作条件下的有效性、无偏性以及泛化适用性等方面存在很多不足之处;发展有效结合过程机理模型与先验专家知识的软测量方法已经越来越得到普遍共识^[2,9]。

1.2 石化生产过程建模

石化生产过程是一个将石化原料通过物理过程和化学反应等实现不同形式物质与能量的相互转换与传递,从而生产石化产品的过程。生产工艺流程一般都很长,物质流、能量流、信息流耦合关系十分复杂。采用过程机理和运行信息智能融合策略建立一个多层次、多结构的生产过程模型,是实现石化生产过程先进控制和优化运行的基础^[18]。目前,针对石化生产过程的建模研究主要集中于三点:信息预处理、机理建模和混合建模。

1.2.1 信息预处理

随着石化企业生产经营信息化体系进一步完善,能够用来建模的信息量巨大。然而信息源种类很多,包括各类图像、文本以及数据等,这些信息存在不同程度的误差、噪声、时序不匹配、信息不全等问题,在建模之前需要对信息进行有效的识别和筛选。工业上常采用滤波、离群点剔除、归一化等方法解决误差和噪声问题^[19],采用插值、 k -均值等方法解决时序和信息不全问题^[20]。

1.2.2 机理建模

在获得了较为充分和详实的过程信息之后,可以根据过程机理建立准确的模型。机理建模能够有效地反映工艺过程的特点及规律,具有工程背景清

楚、可解释性强等特点. 文献 [10] 以乙烯生产中的蒸汽裂解炉为研究对象, 根据裂解过程的反应机理, 提出了适合裂解炉周期模拟的离散坐标辐射模型, 并研究了烧嘴详细结构、炉管彼此遮挡产生的阴影效应对裂解炉模拟的影响, 实现了裂解过程反应与传质过程的耦合模拟. 文献 [11] 以炼油生产中催化重整过程为对象, 用 33 集总的反应网络建立了符合多种生产方案的装置机理模型, 在模型基础上解决了不同生产方案的多目标优化问题. 若对过程机理了解较少, 一般采用数据驱动的黑箱模型进行建模. 文献 [21] 提出了基于神经网络的裂解炉代理模型, 采用裂解炉机理模型产生的数据对神经网络进行训练, 最终得到的模型具有精度高、计算快等特点.

1.2.3 混合建模

虽然机理模型具有较高的精确度和较广的适用范围, 但是由于石化流程较长, 装置间耦合严重, 采用分析过程机理逐个装置建立模型这种方式, 很容易造成误差的逐级放大, 模型收敛性和稳定性也很难保证. 同时由于过程具有多变量、非线性、时变、工况波动范围较大等特点, 采用数据驱动建模方法也很难得到满意的模型. 近年来, 混合模型由于综合了过程机理和流程信息, 建模过程中能有效降低模型复杂度和改善模型性能, 在石化工业受到了广泛的关注. 这类模型首先根据过程机理特点, 选择恰当的建模方法建立整体模型中的子模型, 然后根据模型结构和目标特点, 选择合适的方法实现子模型融合, 最终建立适合工业过程的模型. 根据子模型的不同, 主要可以分为数据驱动融合建模和半参数建模方法^[22].

数据驱动融合建模方法主要采用回归分析、人工智能和统计学习理论建立子模型, 然后通过融合算法实现子模型融合. 这种方法融合了多个单一数据驱动模型, 获得了对特定对象的完整表达, 提高了模型的整体泛化能力. 文献 [23] 提出了采用集成学习 Bagging 算法, 通过对过程数据重复取样构成多个新的训练集, 并建立对应的高斯过程子模型, 然后通过加权平均和贝叶斯组合加权法融合子模型, 建立了丙烯聚合过程熔融指数模型, 该模型具有较好的鲁棒性和预测精度. 文献 [24] 针对乙烯裂解炉, 提出了一种核模糊 c -均值聚类的最小二乘支持向量机建模方法, 引入核函数将样本数据映射到高维特征空间, 然后进行聚类, 同时引入聚类效果评价指标自动选择最优聚类数, 利用模糊隶属度对子模型进行加权, 最终得到整体模型.

半参数建模方法采用基于机理的参数模型和基于数据的非参数模型融合来建立过程模型. 根据模型结构可分为串联结构和并联结构. 其中串联结构

的半参数模型采用数据驱动模型建立过程模型, 然后将该模型融入整体机理模型结构中, 可以降低模型的整体复杂度, 同时提高模型效率. 文献 [25] 采用反向传播的神经网络进行了对二甲苯氧化反应器反应动力学参数估计, 同时引入了基于自适应免疫遗传算法的可调参数, 然后将该模型融入机理模型, 很好地修正了实验值与工业反应器数据之间的偏差. 另一方面, 并联结构的半参数模型首先根据过程特性建立机理模型, 然后采用数据驱动模型建立过程中难以用机理描述的部分, 通过并联方式实现机理和数据驱动的互相补偿, 最终建立完整的过程模型. 文献 [26] 针对聚乙烯过程, 利用并联结构非线性半参数模型建立了熔融指数模型, 利用遗传算法和神经网络描述过程中的未知部分, 同时提出一种交叉循环迭代算法对半参数模型进行辨识, 该方法预测效果明显好于机理模型.

采用深度融合机理建模和数据驱动建模的混合建模方法是对复杂石化生产过程进行精准、实时建模的热点研究方向之一. 与此同时, 为实现石化生产过程全生命周期的最优化, 对于生产流程需要实现数字化, 提供以集成数据库为基础的“虚拟工厂”. 虚拟制造目的是以二维和三维图形为载体, 集成工艺、采购、管理、运行、决策等数据和模型等, 为生产运行提供借鉴^[2, 6-7].

1.3 石化生产过程先进控制和优化运行

石化装置在实际生产运行中会受到大量可测或不可测扰动的影响, 如生产负荷的变化、进料组成的变化、原料产品价格的波动等, 因而及时响应各类扰动持续或间歇性的影响, 维持装置的最优操作运行成为石化装置经济效益、环境效益最大化的关键. 在传统的石化装置操作中, 实时优化器 (或监督层) 计算符合当前装置特性的最优操作条件, 下层的 (先进) 控制器负责最优操作条件的实施及装置状态稳定. 近 30 年来, 石化装置的运行优化和先进控制研究分别取得了较大的进步, 其中模型预测控制在复杂工业过程中取得了巨大的成功^[27], 是应用较为广泛的先进控制技术. 但是如何使优化与控制高效地协同工作, 实现优化控制一体化依然面临较大的挑战^[28].

文献 [29] 提出将稳态实时优化层和模型预测控制层合并为一层, 即将实时优化问题的非线性经济目标函数作为模型预测控制目标函数的一部分, 使模型预测控制问题变为非线性规划问题, 但为了保证控制器的稳定性和性能, 目标函数中的权重系数需要大量试验整定^[30]. 文献 [31] 在传统分层结构的基础上, 引入稳态目标优化计算层 (Steady-state target optimization), 根据装置的实际运行状态对

实时优化层的最优操作条件进行计算,即模型预测控制的设定值进行实时修正,保证了设定值的可行性,同时该研究在实时优化层采用约束修正项适应策略(Constraint adaptation),从而简单有效地处理模型与装置的失配问题.文献[32]提出稳态目标优化计算层中的模型应与实时优化层中的稳态模型一致,而非与模型预测控制中的稳态模型(线性动态模型的稳态形式)一致,进而提出了连续线性近似、线性-二次型近似、分段线性近似等形式.文献[33]提出在各层采用由同一非线性动态模型导出的模型,即实时优化层采用该非线性动态模型的稳态形式、模型预测控制层采用非线性模型连续线性化的线性动态模型、稳态目标优化计算层采用线性动态模型的稳态形式,同时改善了控制性能以及实时优化问题的收敛速度,该方法应用于工业苯乙烯反应过程的优化控制,获得了较好的效果.

文献[34-35]指出稳态实时优化和线性模型预测控制在灵活性和经济效益最大化等方面具有很大的限制,提出在实时优化层采用动态实时优化,结合基于非线性规划灵敏性和再优化触发的策略,实现动态实时优化与非线性模型预测控制的集成.文献[36]提出在实时优化层和模型预测控制层采用相同的非线性动态模型的基础上,采用相同的动态模型离散方法和离散间隔,消除二者因离散方法不同导致的额外不匹配,同时在动态实时优化层采用改进的基于分段线性松弛策略的确定性全局优化算法(Normalized multi-parametric disaggregation)^[37],提高了在线计算效率,保证动态优化的全局最优性、实时性,最大化经济效益.

控制和优化的协同是石化生产过程优化运行的重要发展方向,针对大型乙烯装置,文献[38]提出了裂解炉炉膛逐点流动、燃烧、辐射传热与管内自由基裂解反应的耦合建模技术与对流段机理建模技术,完成了裂解炉炉膛与炉管的耦合模拟,通过人工神经网络和智能优化技术,实现了乙烯装置的协同优化控制,应用于国内某乙烯装置,实现双烯收率增加0.55%,乙烯装置综合能耗降低6.65%.

1.4 石化企业经营管理决策

能源市场需求瞬息万变、国内外市场竞争日益激烈以及环境日益复杂化,使得石化企业经营管理面临着严峻的挑战.如何充分运用信息技术,完善石化行业企业制度,突出经营主线,把握市场需求,优化生产方案,降低采购成本,提高企业经营科学决策水平,提升企业竞争力,是石化企业和研究者迫切需要解决的关键问题.从目前关于石化企业经营决策方面的研究进展来看,经营决策主要包括物料采购决策、管理决策、营销决策和生产决策.

1.4.1 石化企业的管理及营销决策

以销定产是石化企业营销的重要法则.运用何种企业营销决策,优化产品销售价格、营销费用投入、产品质量、销售渠道配置及售后服务等决策,是获得企业经营目标利润最大化需要解决的问题.研究者在价格营销手段、非价格营销手段、营销手段组合等优化决策上展开了研究.文献[39]认为利用产品自身的价格弹性和交叉弹性对产品定价有帮助.文献[40]提出灰色局势决策理论是多产品价格优化决策的一种有效方法.文献[41]通过评估价格决策的有效性等指标,运用数学建模的方法,结合案例进行定量决策研究.文献[42]研究了双寡头竞争市场中的最优广告投入问题.文献[43]建立对包含多样化顾客的非对性的双头垄断的定价优化进行了研究.文献[44]针对促销活动选择,通过遗传算法进行优化,实现投资总额的最小化.

1.4.2 石化企业的生产决策

生产决策优化主要包括生产计划优化,线性规划是制定生产计划过程中运用最多的方法.通过分析出产品工艺结构、企业设备生产能力、产品预期市场销量,建立生产计划决策模型,为企业实现利润最大化的产品品种组合决策提供依据.具体来说,早在1998年,文献[45]就将物性非线性关系引入计划中,结合各装置的线性产率对柴油非线性调和生产计划.文献[46]提出集成常减压装置和催化裂化装置工艺条件到炼油企业生产计划优化模型,获得更好的全厂利润和装置收率分布.文献[47]通过数据驱动的数学建模和全局优化,建立了包含产品收率和性质预测的大规模、非凸性混合整数非线性优化的全厂计划优化模型.

1.4.3 石化企业的采购决策

物料采购决策是石化行业企业经营活动中的另一项重要的经营活动.物料采购是石化企业产品增值过程的起点,处于企业与供应商的连接界面,是材料、半成品、产成品的生产合作交流的纽带.采购决策的主要内容分为物料需求计划制订^[48]、供应商选择^[49]和订货优化决策^[50].其中,物料需求计划制订研究较为成熟,而供应商评价和选择、基于供应链的订货优化正在成为研究热点.

1.5 石化生产过程异常工况诊断和风险评估

石化行业生产规模大,生产条件苛刻,过程中直接或间接使用了大量有毒、易燃易爆的危险化学品,安全和环保贯穿了整个石化生产过程.化工过程安全经过多年发展,已经形成了较为完备的安全设计和管理体系^[51],包括本质安全设计、危险和可操作性分析(Hazard and operability analysis,

HAZOP)、变更管理、报警管理、保护层设计、安全完整性等级评估^[52]等。本节介绍近年来新的技术在石化安全环保方面的发展现状与应用前景。

1.5.1 异常工况诊断

化工事故往往起源于生产过程中的异常状态,故障诊断是对生产异常行为的第一反应,是保障化工过程安全、平稳运行的重要工具。故障诊断可以分为基于历史数据的方法,基于定性模型的方法和基于定量模型的方法^[53]。随着化工事故数量的增加,分析历史化工安全生产事故对安全管理和技术发展显得尤为重要。数据挖掘是安全生产事故数据分析的主要手段^[54],常用的事故安全数据分析方法包括聚类分析、决策树、关联规则分析等。这些研究大都以建立高效的事故信息检索系统为目标,分析工艺、事故类型、涉及物质在化工过程事故中的比重^[55],建立知识库。结合HAZOP和其他安全分析手段,指导化工生产过程中危险辨识、预警和实时操作^[56]。对于定性故障诊断,模糊C聚类分析,偏最小二乘和贝叶斯推理是常用的分析方法^[57]。近来,机器学习算法,包括基于主成分分析(Principle component analysis, PCA)故障诊断^[58]支持向量机、 k 最近邻域法、高斯朴素贝叶斯网络等被用于观测数据缺失情况下的故障诊断^[59]。

1.5.2 事故应急响应

应急响应决策系统由多个部分构成,涉及到扩散模型、泄漏源预测、火灾爆炸评估、人员行动预测、地理信息系统以及相关数据库等多个子系统。事故后果评估是依据泄漏源和气象、地表信息,借助气体扩散模型预测泄漏事故的影响范围,为人员疏散和应急处置提供决策支持。大气扩散模型经过近百年的发展,形成了跨越多个尺度,适合不同泄漏情景的模型^[60]。适合化工园区使用的主要有高斯模型和在低斯模型基础上开发的各类重气扩散模型^[61],以及主要用于事故调查分析的计算流体力学(Computational fluid dynamics, CFD)模型^[62]。传统的气体扩散模型在计算精度和计算速度之间存在难以调和的矛盾,影响了这类气体扩散模型在事故应急响应中的应用。近来,研究人员尝试借助机器学习方法,依靠数据建立能够快速预测气体扩散的模型^[63]。泄漏源定位是借助气体扩散模型,从已有的传感器网络的观测值反推泄漏源位置和泄漏速率等参数的技术,本质上是一种软测量方法。常规的泄漏源定位可以分为确定性方法(包括直接定位方法、优化定位方法)和概率随机方法。通过构造模拟值与观测值差别的最小二乘目标函数,使用规则化方法求解^[64]。

1.5.3 风险评估与布局优化

园区布局是在考虑各类事故发生风险的前提下,对工艺装置布局进行科学、统筹安排,目的是降低各类事故发生后对人员造成的风险。合理安排的园区、装置能够降低毒气泄漏、火灾或爆炸对现场人员和园区外居民的危害。由于布局问题涉及到整个园区从建设到使用的整个生命周期,需要综合考虑首轮投资、运行费用和 risk 因素。现有研究成果集中在针对各类风险,结合经济和法规约束实现园区的合理布局,如考虑多米诺效应、毒气扩散范围、火灾爆炸情景下的园区布局。方法以建立单目标或多目标的混合整数线性/非线性优化模型为主。这类布局问题没有考虑装置之间的工艺联系,尚不具有实用价值。在园区布局的基础上还引申出一类传感器布局优化问题。其核心思想是在考虑泄漏风险的前提下,通过合理优化布局传感器网络使之对泄漏事件的探测时间最短。这类问题最早应用于市政给水管网的水质监测^[65-66],后来扩展到化工园区。方法主要是通过风险识别和气体扩散模拟,以泄漏后造成的损失最小为目标函数建立混合整数线性规划模型^[67]以及混合整数非线性规划模型^[68]。

2 石化行业智能优化制造的愿景目标和新方向

2.1 石化行业智能优化制造愿景目标

目前,对于石化行业智能优化制造,国内相关企业已经开展了一些前沿的工作。中石化九江石化和镇海炼化是被国家工业和信息化部列为国家智能制造试点示范项目的石化单位。镇海炼化围绕提高企业经济效益的目标,以业务为驱动,以工厂的角度规划和建设智能工厂,力争实现全过程优化、全生命周期管理、全业务领域覆盖及基础设施虚拟化。利用这些先进的智能技术,镇海炼化效益在系统内多年保持领先地位,并获得了全国石油和石化行业两化融合创新示范奖的殊荣^[69]。九江石化于2012年即确立建立智能工厂的发展目标,构建了信息集成化的发展思路,体现了“感知、预测、优化、协同”能力^[70]。通过信息集成构建的炼油全流程一体化优化平台,已经实现了显著的经济效益。使用信息集成技术构建的先进检测监控技术,提升了安全环保水平,达到全国领先水平。

从已有的研究进展看,相比于国际石化企业,我国石化行业智能优化制造仍有一定的差距,在一些方面仍需要提升内涵。因此,石化行业智能优化制造的愿景目标是:依托现有信息物理制造系统,通过大数据、云计算、物联网、虚拟制造等信息集成和处理技术,融合过程机理和数据信息,深入贯彻安全环保

为主旨,以知识自动化为主线,实现装备智能检测和传感,推动全流程精准建模和分析,打造贯穿生产、管理以及营销全流程的一体化控制和决策平台.实现以高端化、智能化、绿色化、安全化为目标的石化行业智能优化制造,提升企业经济效益和社会效益,最终实现石化行业升级转型.

2.2 石化行业智能优化制造研究方向

2.2.1 智能检测、传感和信息集成

在检测方面,石化企业生产过程优化调控和经营管理优化决策需要大量的实时信息,目前面临的难点就是如何实现从原料供应、生产运行到产品销售全流程与全生命周期资源属性和特殊参量的快速获取与信息集成.在信息传感和集成方面,石化物联网将吸取物联网在国内外石油石化行业实施的成功经验,注重先进性、统一性、集成性和开放性相结合,充分利用现有资源,结合物联网、数据挖掘分析、优化模型、交换共享、移动应用等技术,建立以优化节能、健康、安全与环境管理(Health safety and enviromen management system, HSE)预警、智能感知、集中集成为核心应用的平台,打造绿色低碳、高效可靠的物流,从而提升企业管理水平.

2.2.2 过程机理与数据融合的全流程建模和分析

在建模方法的研究中,未来的工作需要在确保建模鲁棒性、精确性的前提下,同时必须结合机理建模和数据驱动建模的优点,降低模型的计算复杂度,提升模型的鲁棒性,从而实现模型的合理简化.针对石化生产优化运行,进一步考虑针对全局、计划调度、过程控制、优化等不同需求模型的融合性、一致性和实时性等问题.最后进一步引入虚拟制造等新技术,降低生产运营的成本,实现数字化工厂和智能工厂是未来的研究方向之一^[7].

2.2.3 全流程控制与决策一体化

石化生产过程一般都存在多个相互耦合关联的过程,其整体运行的全局最优是一个混合、多目标、多测度的动态冲突优化命题,因此如何针对生产运行中的关键问题建立合理的模型、选择合适的优化方法进行求解,实现石化行业中工业过程回路控制与设定值优化一体化的控制系统理论与技术是一项具有极大挑战性的工作^[71].实现全流程控制与决策一体化,可以有效提升石化行业全流程优化与控制的性能,提升自动化、智能化水平.同时,人工智能的兴起,对于全流程一体化控制和优化都有着重要意义,可以通过人工智能技术,提升控制系统的智能化以及自主化,通过深度学习等人工智能技术挖掘机理不清的流程系统中的关联知识以及因果知识等,实现人机自然交互决策^[69, 71-72].

2.2.4 知识自动化驱动的企业经营决策优化

现代工业中机器已经基本取代体力劳动,其管理、调度和运行的核心是知识型工作.例如,如何将市场规律转化为知识,瞄准企业经营决策主要内容,采用先进管理理念信息技术,融合企业生产内在本质,构建企业经营决策优化模型,开展企业经营优化研究,从而提高企业经营决策水平、经济效益和市场竞争能力的有效手段.围绕智能化生产、网络化协同、个性化定制、制造型服务4大重点,融合生产过程机理,将生产本质特性和技术创新形成知识,以知识自动化为主导^[73],深入渗透到石化企业生产经营管理各个层面,通过知识自动化,重塑制造业产业链、供应链和价值链,改造提升传统动能,使之焕发新的生机与活力.

2.2.5 安环指标溯源和应急响应

安全和环保涵盖了石化从工艺设计、选址到生产运行的各个方面,涉及的过程复杂,需要考虑的因素众多,是横跨公共安全、自动控制、系统工程、化学工程、环境工程等多专业的交叉学科.提高化工园区选址的科学性,提升生产过程的安全等级,增强事故应急处置能力是智能制造未来的发展方向.其中,故障诊断需要依靠机理和数据相结合的分析方法,充分利用多种信息,使用不同的方法对异常进行分析,提高结果的可靠性和鲁棒性^[74];在事故应急响应,尤其是涉及到大气和水体污染的应急处置过程,未来的发展方向是建立机理-数据相结合的,具有一定普适性的定量后果评估模型,以提高模型的计算速度和可靠性为最终目的,提升事故应急处置的辅助能力;化工园区布局应综合考虑安全、经济和工程伦理等因素,提高过程安全分析和定量后果评估手段在布局模型中的可靠性,尝试新的布局模式(多层布局)以及三维建模^[75].

3 结束语

“十三五”我国石化行业面临的资源、能源和环境制约依然严重,部分产能过剩严重,部分企业生产经营困难,正处于新旧动能迭代更替的过程.中石化九江石化和镇海炼化等国内先进石化企业在信息技术帮助下,推动了生产过程智能检测、全流程优化,降低了管理难度,提升了管理效率,从而有效提高了企业生产效益与核心竞争力.我国石化行业应深入贯彻《中国智能制造2025》,加强统筹协调,完善政策措施,将智能生产和智慧决策作为制造转型升级的主攻方向,实现石化行业智能优化制造.

References

- 1 China Petroleum and Chemical Industry Federation. 2016 China petroleum and chemical industries economy and oper-

- ation report. *China Petroleum and Chemical Industry*, 2017, 2017(3): 64–68
(中国石油和化学工业联合会. 2016年中国石油和化工行业经济运行报告. 中国石油和化工, 2017, 2017(3): 64–68)
- 2 Qian F, Zhong W M, Du W L. Fundamental theories and key technologies for smart and optimal manufacturing in the process industry. *Engineering*, 2017, **3**(2): 154–160
 - 3 Yang Ji-Gang. Smart manufacturing plus petroleum and chemical industries, upgrading China petroleum and chemical industries. *China Industry Review*, 2016, (6): 79
(杨继刚. “智能制造+”石化行业, 打造中国石化行业升级版. 中国工业评论, 2016, (6): 79)
 - 4 Qin Wei-Zhong. Intelligent process manufacturing an efficient way to upgrade traditional refineries. *Petroleum & Petrochemical Today*, 2016, **24**(6): 1–4
(覃伟中. 积极推进智能制造是传统石化企业提质增效转型升级的有效途径. 当代石油石化, 2016, **24**(6): 1–4)
 - 5 Zeng Tian-Shu. Jiujiang petrochemical: selected as ministry of industry and information technology smart manufacturing pilot project. *China Petroleum and Chemical Industries*, 2015, (8): 32
(曾天舒. 九江石化: 入选工信部智能制造试点. 中国石油和化工, 2015, (8): 32)
 - 6 Li De-Fang, Suo Han-Sheng. Accelerate the process of smart plant, promote ecological civilization construction. *CIESC Journal*, 2014, **65**(2): 374–380
(李德芳, 索寒生. 加快智能工厂进程, 促进生态文明建设. 化工学报, 2014, **65**(2): 374–380)
 - 7 Wang Ji-Ming. Challenges facing China's petrochemical industry and their countermeasure suggestions. *Petroleum & Petrochemical Today*, 2015, **23**(11): 1–7
(王基铭. 我国石化产业面临的挑战及对策建议. 当代石油石化, 2015, **23**(11): 1–7)
 - 8 Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Chen Xiao-Fang, Wang Ya-Lin. Modeling and optimization problems and challenges arising in nonferrous metallurgical process. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 197–207
(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)
 - 9 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)
 - 10 Zhang Y, Qian F, Zhang Y, Schietekat C M, van Geem K M, Guy, Marin G B. Impact of flue gas radiative properties and burner geometry in furnace simulations. *AIChE Journal*, 2015, **61**(3): 936–954
 - 11 Wei M, Yang M L, Qian F, Du W L, Zhong W M. Integrated dual-production mode modeling and multiobjective optimization of an industrial continuous catalytic naphtha reforming process. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2016, **55**(19): 5714–5725
 - 12 Joseph B, Brosilow C B. Inferential control of process: Part I. steady state analysis and design. *AIChE Journal*, 1978, **24**(3): 485–492
 - 13 Zhou P, Lu S W, Chai T Y. Data-driven soft-sensor modeling for product quality estimation using case-based reasoning and fuzzy-similarity rough sets. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2014, **11**(4): 992–1003
 - 14 Dote Y, Ovaska S J. Industrial applications of soft computing: a review. *Proceedings of the IEEE*, 2001, **89**(9): 1243–1265
 - 15 Gao X Y, Shang C, Jiang Y H, Huang D X, Chen T. Refinery scheduling with varying crude: a deep belief network classification and multimodel approach. *AIChE Journal*, 2014, **60**(7): 2525–2532
 - 16 Luan Guo-Hong, He Kai-Xun, Cheng Hui, Qian Feng. Octane model based on neural network by near-infrared spectroscopy and its application. *Computers and Applied Chemistry*, 2014, **31**(1): 63–68
(栾郭宏, 贺凯迅, 程辉, 钱锋. 基于神经网络的近红外光谱辛烷值模型的研究及应用. 计算机与应用化学, 2014, **31**(1): 63–68)
 - 17 Sun Fan, Qian Feng. The soft-sensing measurement of ethylene oxide concentration in ethylene glycol production process. *Computers and Applied Chemistry*, 2010, **27**(1): 6–10
(孙帆, 钱锋. 乙二醇生产过程中环氧乙烷浓度的软测量研究. 计算机与应用化学, 2010, **27**(1): 6–10)
 - 18 Li Zhi. Research on modeling, control and process monitoring for industrial terephthalic acid hydropurification process [Ph. D. dissertation], East China University of Science and Technology, China, 2017
(李智. 对苯二甲酸加氢精制过程建模、控制与监控研究 [博士学位论文], 华东理工大学, 中国, 2017)
 - 19 Zhao Heng-Ping, Yu Jin-Shou. Chemical data pretreatment and its application in modeling. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2005, **31**(2): 223–226
(赵恒平, 俞金寿. 化工数据预处理及其在建模中的应用. 华东理工大学学报(自然科学版), 2005, **31**(2): 223–226)
 - 20 Zhang Zi-Yi, Hu Yi, Shi Hong-Bo. Multi-stage batch process monitoring based on a clustering method. *CIESC Journal*, 2013, **64**(12): 4522–4528
(张子羿, 胡益, 侍洪波. 一种基于聚类方法的多阶段间歇过程监控方法. 化工学报, 2013, **64**(12): 4522–4528)
 - 21 Jin Y K, Li J L, Du W L, Qian F. Adaptive sampling for surrogate modelling with artificial neural network and its application in an industrial cracking furnace. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2016, **94**(2): 262–272
 - 22 Wang Hai-Ning, Xia Lu-Yue, Zhou Meng-Fei, Zhu Peng-Fei, Pan Hai-Tian. Multi-model fusion modeling method for process industries soft sensor. *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2014, **33**(12): 3157–3163
(王海宁, 夏陆岳, 周猛飞, 朱鹏飞, 潘海天. 过程工业软测量中的多模型融合建模方法. 化工进展, 2014, **33**(12): 3157–3163)
 - 23 Chen T, Ren J H. Bagging for Gaussian process regression. *Neurocomputing*, 2009, **72**(7–9): 1605–1610
 - 24 Chen Gui-Hua, Wang Xin, Wang Zhen-Lei, Qian Feng. Multiple DE-LSSVM modeling of ethylene cracking severity based on fuzzy kernel clustering. *CIESC Journal*, 2012, **63**(6): 1790–1796
(陈贵华, 王昕, 王振雷, 钱锋. 基于模糊核聚类的乙烯裂解深度 DE-LSSVM 多模型建模. 化工学报, 2012, **63**(6): 1790–1796)
 - 25 Qian F, Tao L L, Sun W Z, Du W L. Development of a free radical kinetic model for industrial oxidation of *p*-xylene based on artificial neural network and adaptive immune genetic algorithm. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2012, **51**(8): 3229–3237
 - 26 Duan Bin, Liang Jun, Fei Zheng-Shun, Yang Min, Hu Bin. Nonlinear semi-parametric modeling method based on GA-ANN. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2011, **45**(6): 977–983
(段斌, 梁军, 费正顺, 杨敏, 胡斌. 基于 GA-ANN 的非线性半参数建模方法. 浙江大学学报工学版, 2011, **45**(6): 977–983)

- 27 Xi Yu-Geng, Li De-Wei, Lin Shu. Model predictive control — status and challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 222–236
(席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制 — 现状与挑战. *自动化学报*, 2013, **39**(3): 222–236)
- 28 Wang Xiao-Qiang. Research on integration of real-time optimization and predictive control for chemical processes [Ph.D. dissertation], East China University of Science and Technology, China, 2017
(王晓强. 化工过程实时优化与预测控制集成研究 [博士学位论文], 华东理工大学, 中国, 2017)
- 29 Zanin A C, de Gouvêa M T, Odloak D. Integrating real-time optimization into the model predictive controller of the FCC system. *Control Engineering Practice*, 2002, **10**(8): 819–831
- 30 Adetola V, Guay M. Integration of real-time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control*, 2010, **20**(2): 125–133
- 31 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
- 32 Lawryńczuk M, Marusak P M, Tatjewski P. Cooperation of model predictive control with steady-state economic optimisation. *Control and Cybernetics*, 2008, **37**(1): 133–158
- 33 Wang X, Mahalec V, Li Z, Qian F. Real-time optimization and control of an industrial Ethylbenzene Dehydrogenation process. *Chemical Engineering Transactions*, to be published.
- 34 Kadam J V, Marquardt W, Schlegel M, Backx T, Bosgra O H, Brouwer P J, Dünnebiel G, van Hessem D, Tiagounov A, de Wolf S. Towards integrated dynamic real-time optimization and control of industrial processes. In: Proceedings of Foundations of Computer-Aided Process Operations (FOCAPO2003). Florida, USA: FOCAPO, 2003. 593–596
- 35 Kadam J V, Marquardt W. *Integration of Economical Optimization and Control for Intentionally Transient Process Operation*. Berlin Heidelberg: Springer, 2007.
- 36 Wang X Q, Mahalec V, Qian F. Globally optimal dynamic real time optimization without model mismatch between optimization and control layer. *Computers & Chemical Engineering*, 2017, **104**: 64–75
- 37 Castro P M. Normalized multiparametric disaggregation: an efficient relaxation for mixed-integer bilinear problems. *Journal of Global Optimization*, 2016, **64**(4): 765–784
- 38 The project of energy saving innovation demonstration project in Jilin petrochemical plant is approved by the state. *Fine Chemical Industrial Raw Materials & Intermediates*, 2015, (6): 46–47
(吉林石化乙烯装置节能创新示范项目通过国家验收. *乙醛醋酸化工*, 2015, (6): 46–47)
- 39 Reibstein D J, Gatignon H. Optimal product line pricing: the influence of elasticities and cross-elasticities. *Journal of Marketing Research*, 1984, **21**(3): 259–267
- 40 Zhang Xue-Ning, Liang Wei-Xi. Price decision of multi-products for multi-targets. *Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering)*, 2004, **26**(5): 162–165
(张雪宁, 梁唯溪. 企业多产品多目标的价格决策. *武汉理工大学学报 (信息与管理工程版)*, 2004, **26**(5): 162–165)
- 41 Zhao Jiang-An. Price decision based on the buyer's market environment. *Statistics and Decision*, 2004, (12): 53–55
(赵江安. 基于买方市场环境下的价格决策. *统计与决策*, 2004, (12): 53–55)
- 42 Prasad A, Sethi S P. Competitive advertising under uncertainty: a stochastic differential game approach. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2004, **123**(1): 163–185
- 43 Sinitsyn M. Technical note-price promotions in asymmetric duopolies with heterogeneous consumers. *Management Science*, 2008, **54**(12): 2081–2087
- 44 Herrera F, López E, Rodríguez M A. A linguistic decision model for promotion mix management solved with genetic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 2002, **131**(1): 47–61
- 45 Moro L F L, Zanin A C, Pinto J M. A planning model for refinery diesel production. *Computers & Chemical Engineering*, 1998, **22**(S1): S1039–S1042
- 46 Zhao Hao, Rong Gang, Feng Yi-Ping. Integrating refinery unit operations with production planning optimization. *Control Theory & Applications*, 2014, **31**(6): 773–778
(赵浩, 荣冈, 冯毅萍. 炼油企业生产计划与重点装置工艺条件集成优化. *控制理论与应用*, 2014, **31**(6): 773–778)
- 47 Li J, Xiao X, Boukouvala F, Floudas C A, Zhao B G, Du G M, Su X, Liu H W. Data-driven mathematical modeling and global optimization framework for entire petrochemical planning operations. *AIChE Journal*, 2016, **62**(9): 3020–3040
- 48 Wang He. Design and implementation order-oriented manufacturing enterprise mrp subsystem [Master dissertation], Harbin Institute of Technology, China, 2013
(王贺. 面向订单式生产企业物料需求计划子系统的设计与实现 [硕士学位论文], 哈尔滨工业大学, 中国, 2013)
- 49 De Boer L, Labro E, Morlacchi P. A review of methods supporting supplier selection. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 2001, **7**(2): 75–89
- 50 Xia W J, Wu Z M. Supplier selection with multiple criteria in volume discount environments. *Omega*, 2007, **35**(5): 494–504
- 51 Mannan S. *Lees' Loss Prevention in the Process Industries: Hazard Identification, Assessment and Control*. (4th edition). Burlington, MA: Butterworth-Heinemann, 2012.
- 52 Kim G H, Spafford E H. The design and implementation of tripwire: a file system integrity checker. In: Proceedings of the 2nd ACM Conference on Computer and Communications Security. Fairfax, Virginia, USA: ACM, 1994. 18–29
- 53 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K W, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis: Part I: quantitative model-based methods. *Computers & Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 293–311
- 54 Sengul H, Santella N, Steinberg L J, Cruz A M. Analysis of hazardous material releases due to natural hazards in the United States. *Disasters*, 2012, **36**(4): 723–743
- 55 Veltman L M. Incident data analysis using data mining techniques [Master dissertation], Texas A&M University, USA, 2008
- 56 Qu Yan-Guang, Zhang Qin, Zhu Qun-Xiong. Application of dynamic uncertain causality graph to dynamic fault diagnosis in chemical processes. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2015, **10**(3): 354–361
(曲彦光, 张勤, 朱群雄. 动态不确定因果图在化工系统动态故障诊断中的应用. *智能系统学报*, 2015, **10**(3): 354–361)
- 57 Peng K X, Zhang K, You B, Dong J, Wang Z D. A quality-based nonlinear fault diagnosis framework focusing on industrial multimode batch processes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, **63**(4): 2615–2624

- 58 Dai Y Y, Zhao J S. Fault diagnosis of batch chemical processes using a dynamic time warping (DTW)-based artificial immune system. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2011, **50**(8): 4534–4544
- 59 Askarian M, Escudero G, Graells M, Zarghami R, Jalali-Farahani F, Mostoufi N. Fault diagnosis of chemical processes with incomplete observations: a comparative study. *Computers & Chemical Engineering*, 2016, **84**: 104–116
- 60 De Visscher A. *Air Dispersion Modeling: Foundations and Applications*. New Jersey, USA: John Wiley & Sons, 2013.
- 61 Hanna S, Dharmavaram S, Zhang J, Sykes I, Witlox H, Khajehnajafi S, Koslan K. Comparison of six widely-used dense gas dispersion models for three recent chlorine railcar accidents. *Process Safety Progress*, 2008, **27**(3): 248–259
- 62 Tauseef S M, Rashtchian D, Abbasi S A. CFD-based simulation of dense gas dispersion in presence of obstacles. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2011, **24**(4): 371–376
- 63 Lauret P, Heymes F, Aprin L, Johannet A. Atmospheric dispersion modeling using Artificial Neural Network based cellular automata. *Environmental Modelling & Software*, 2016, **85**: 56–69
- 64 Kanevce G H, Kanevce L P, Andreevski I B, Dulikravich G S. Inverse approaches in improvement of air pollution plume dispersion models for regulatory applications. In: *Proceeding of Inverse Problems, Design and Optimization Symposium*. Miami, Florida, USA: Taylor & Francis, 2007.
- 65 Berry J W, Fleischer L, Hart W E, Phillips C A, Watson J P. Sensor placement in municipal water networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2005, **131**(3): 237–243
- 66 Berry J, Hart W E, Phillips C A, Uber J. A general integer-programming-based framework for sensor placement in municipal water networks. In: *Proceedings of the 2004 World Water and Environmental Resources Congress*. Salt Lake City, Utah, USA: American Society of Civil Engineers, 2004, DOI: 10.1061/40737(2004)455
- 67 Legg S W, Wang C, Benavides-Serrano A J, Laird C D. Optimal gas detector placement under uncertainty considering conditional-value-at-risk. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2013, **26**(3): 410–417
- 68 Benavides-Serrano A J, Legg S W, Vázquez-Román R, Mannan M S, Laird C D. A stochastic programming approach for the optimal placement of gas detectors: unavailability and voting strategies. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2014, **53**(13): 5355–5365
- 69 Mei Liao-Ying, Chen Bin. Sinopec Zhenhai refining & chemical company: insert the wings to smart. *China Petrochem*, 2016, (11): 54–55
(梅辽颖, 陈彬. 镇海炼化: 插上智能的翅膀. *中国石油石化*, 2016, (11): 54–55)
- 70 Lin Jing. Jiujiang petrochemical smart manufacturing 4.0. *China Petroleum Enterprise*, 2016, (1): 36–37
(林镜. 九江石化智能制造 4.0. *中国石油企业*, 2016, (1): 36–37)
- 71 Chai Tian-You. Industrial process control systems: research status and development direction. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, **46**(8): 1003–1015
(柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向. *中国科学: 信息科学*, 2016, **46**(8): 1003–1015)
- 72 Pan Y H. Heading toward artificial intelligence 2.0. *Engineering*, 2016, **2**(4): 409–413
- 73 Gui Wei-Hua, Chen Xiao-Fang, Yang Chun-Hua, Xie Yong-Fang. Knowledge automation and its industrial application. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, **46**(8): 1016–1034
(桂卫华, 陈晓方, 阳春华, 谢永芳. 知识自动化及工业应用. *中国科学: 信息科学*, 2016, **46**(8): 1016–1034)
- 74 Tidriri K, Chatti N, Verron S, Tiplica T. Bridging data-driven and model-based approaches for process fault diagnosis and health monitoring: a review of researches and future challenges. *Annual Reviews in Control*, 2016, **42**: 63–81
- 75 Jung S. Facility siting and plant layout optimization for chemical process safety. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2016, **33**(1): 1–7



钱 锋 华东理工大学教授, 中国工程院院士. 主要研究方向为复杂石化工业过程建模、控制与优化, 智能控制.
E-mail: fqian@ecust.edu.cn

(**QIAN Feng** Professor at East China University of Science and Technology, Academician of Chinese Academy of Engineering. His research

interest covers modeling, control, and optimization of petrochemical complex industrial processes and intelligent control.)



杜文莉 华东理工大学教授. 主要研究方向为控制理论与应用, 复杂工业过程建模, 控制与优化.

E-mail: wldu@ecust.edu.cn

(**DU Wen-Li** Professor at East China University of Science and Technology. Her research interest covers

control theory and applications, modelling, control and optimization of complex industrial process.)



钟伟民 华东理工大学教授. 主要研究方向为工业过程建模与优化控制.

E-mail: wmzhong@ecust.edu.cn

(**ZHONG Wei-Min** Professor at East China University of Science and Technology. His research interest covers modeling, control and optimization of industrial process.)



唐 漾 华东理工大学教授. 主要研究方向为复杂网络和多智能体系统建模、控制与优化. 本文通信作者.

E-mail: yangtang@ecust.edu.cn

(**TANG Yang** Professor at East China University of Science and Technology. His research interest covers

modelling, control and optimization of complex networks and multi-agent systems. Corresponding author of this paper.)