



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/eng](http://www.elsevier.com/locate/eng)



Research  
Smart Process Manufacturing—Perspective

## 炼油和石化行业的智能制造

袁志宏<sup>a</sup>, 覃伟中<sup>b</sup>, 赵劲松<sup>a,\*</sup>

<sup>a</sup> Department of Chemical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

<sup>b</sup> China Petroleum and Chemical Corporation Jiujiang Company, Jiujiang 332004, China

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received 20 December 2016

Revised 9 March 2017

Accepted 10 March 2017

Available online 22 March 2017

#### 关键词

智能制造

石油化工

数据 / 信息驱动环境

### 摘要

智能制造将把炼油及石化行业转化成为一个相互关联的、信息驱动的行业链。通过应用实时和高位值支持系统, 智能制造能够实现协调运作、绩效导向的制造企业, 该企业可迅速回应客户需求, 并且将能源和材料的消耗最小化。同时, 智能制造还能从根本上改善企业的可持续发展能力、生产力、创新力和经济竞争力。本文展示了石化行业内称为“智能制造”的几个应用案例, 如由大数据驱动的催化裂化装置故障检测、对炼油厂现场的规划和调度进行优化等。智能制造在化工和石化领域进一步发展中的关键科技因素和挑战已经明确。

© 2017 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of the Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

## 1. 引言

最近, 先进或智能制造受到了越来越多的重视, 这些重视来自世界上各主要经济体的学术界和工业界。例如, 德国工业4.0, 即由资源、信息、材料和劳动力整合而成的信息物理系统, 这一系统已经成为众多企业, 尤其是中小型企业的的首选。在美国, 智能制造领导力联盟(SMLC)的总部设于加利福尼亚州的洛杉矶, 其与美国能源部[1]合作, 共同领导新成立的智能制造创新研究所。智能传感器和数字控制程序能够从根本上提高美国先进制造业的效率。为了大力发展以上两种技术, SMLC汇集了来自学术界、工业界和非营利组织的近200名合作伙

伴, 组建了一支公私联营财团, 并从财团成员中引进了超过1.4亿美元资金。与工业发达的美国和德国不同, 中国的工业还处于发展阶段。中国的许多控制或管理系统和工程师们仍止步于工业2.0的阶段。因此, 针对中国国情及其与发达经济体之间的差距, 中国政府于2015年制定了《中国制造2025》战略[2]。智能制造是该战略的核心元素。工业4.0和智能制造都侧重于将工业部门转化为相互关联的、信息驱动的行业链。在此环境下, 通过智能工厂的实时的和顾客导向的内部纵向一体化、上游和下游企业的横向一体化, 以及从供应链到客户的端到端一体化, 可以实现生产系统和供应网络的优化。

自20世纪60年代以来, 过程系统工程(PSE)就在促

\* Corresponding author.

E-mail address: [jinsongzhao@mail.tsinghua.edu.cn](mailto:jinsongzhao@mail.tsinghua.edu.cn)

进先进化学加工和生产方面扮演着重要角色[3]，并且仍将在炼油厂和石化厂实现智能制造的过程中发挥关键作用。过程系统工程在加工单元、工厂、企业和供应链中具有以下优势：

- 先进的传感器和仪器；
- 实时流程优化和不确定情况下的监控；
- 高附加值产品的绿色分子设计；
- 用于流程优化、监控和管理的可调控的大数据分析；
- 先进的硬件和软件平台；
- 预测建模和仿真技术。

值得注意的是，图1仅仅从过程系统工程的角度强调了智能制造的关键特征，并非提供智能制造的框架。据我们所知，为了在智能制造的发展和应用中引领一场快速革命，并且提高灵敏度、灵活性、生产力和质量，智能制造应结合信息、技术(超越PSE的技术)和人类智

慧。本文简要概述了智能制造在中国石油化工集团公司(简称中国石化)的应用实例。

## 2. 中国石化智能制造的概述

中国石化是中国实施智能制造的先驱。为了实现智能制造，中国石化从2012年开始完成了四项示范工程建设：智能石化工厂试点(分别在九江、镇海、茂名和燕山)、综合性业务管理平台、信息技术共享服务中心、移动应用[4]。通过近四年的建设，上述四家智能工厂在自动化、数字化和可视化方面均发生了巨大改变。例如，先进控制的投用率达到90%以上，劳动生产率提高10%以上。生产优化也由线下优化转为线上集成优化。

图2展示了目前在九江石化智能工厂运行的通用集成优化平台。以现有的商业软件，如生产制造执行系统(MES)、企业资源规划系统(ERP)、实验室信息管理系

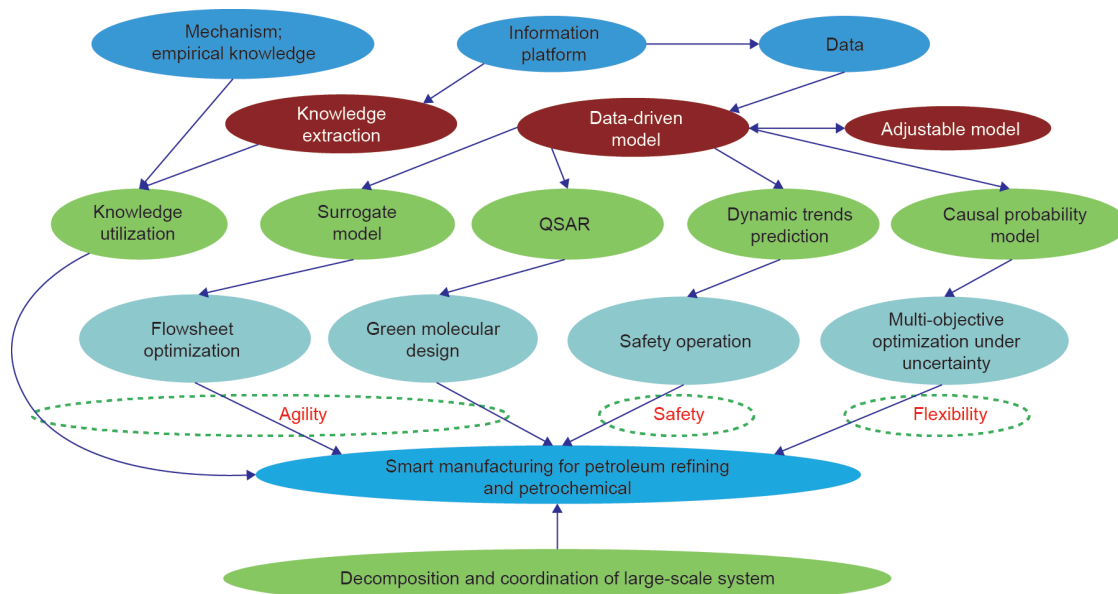


图1. 炼油和石化行业智能制造的主要特征。QSAR: 构效定量关系。

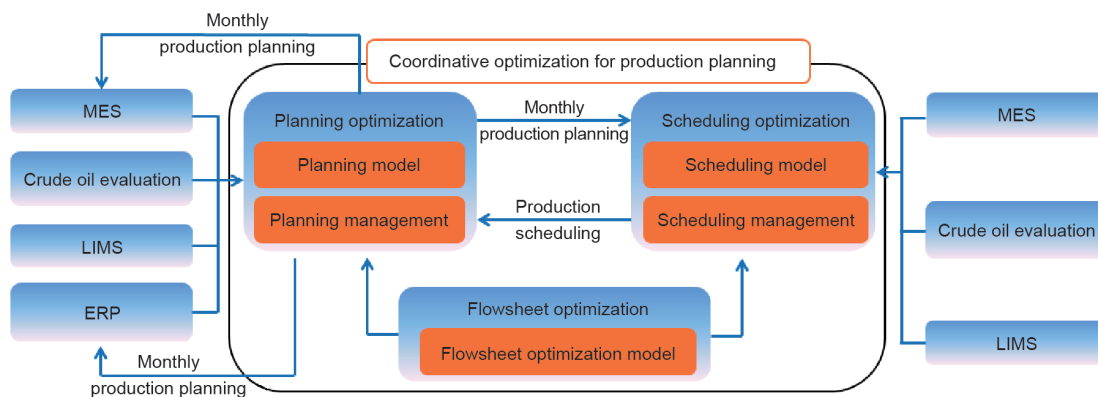


图2. 九江石化集成优化平台。

统(LIMS)为基础,对工艺流程优化、规划和调度进行了综合集成。在茂名和燕山的智能工厂,集成实时优化和先进的过程控制保障了经营性乙烯生产的闭环最优运行。得益于乙烯和丙烯产率的显著提高,燕山石化和茂名石化的年收益分别增加了2512万和4194万元人民币。除了集成优化框架和平台,大数据分析技术和工具也经过研究并应用于非正常事件管理。例如,大数据(数据量约为50 TB)分析已经应用于流化催化裂解和重整的生产分析和预警。大数据分析不仅能发现新的问题根源,同时也可以预测报警。

一些专家认为,中国石化已经完成了所谓的“智能制造1.0”。然而,正如前文所述,中国石化所集成的只是现有的商业优化和仿真软件,并没有新的科学方法和工具,而且没有现成的评价体系能够评定到底什么是真正的智能制造。换言之,真正的智能制造应当能够从根本上改变产品的发明、生产、运输和销售的方式。若考虑到6个具有代表性的主题:一体化、自动化、网络化、模型化、数字化和可视化,那么从某种程度上说,要实现真正意义上的智能制造还有很长一段路要走。我们必须充分意识到,机会、困难和挑战就在眼前。

### 3. 机遇和挑战

#### 3.1. 操作灵敏度

操作灵敏度是智能制造的关键属性之一,即能够对由原料、市场需求、价格等变化造成的新状况做出迅速回应。很显然,这些扰动会严重影响工厂的业绩。因此,操作策略的改变(如工艺流程的重建和温度、流速、压力的改变)是非常有必要的。此时,第一个挑战是如何快速地为最低级的控制系统获取正确的设定值。从工业的角度来看,尽管现有的知识不可能涵盖所有的操作情况,但是专家们的经验探索和操作常识是最好的选择。第二个挑战在于知识驱动策略的准确性。最近,Zhang和Chen提出了模糊匹配策略来增强催化裂解单元的操作灵敏度(未发表数据)。从学术角度来看,主要方法是基于模型的实时优化[5]。这里有几个问题:第一,对于化工操作单元,特别是复杂的反应器,我们该从何处获得可靠的第一性原理模型;第二,如何有效处理实时优化模型;第三,工厂是否会信任并采用优化结果。

#### 3.2. 可控数据驱动模型的建立

在前一部分,我们提到解优化模型的困难在于复杂

的第一性原理模型。采用数据驱动模型代替原始的第一性原理模型是一个可行的方案。神经网络、克里格法、主成分分析、支持向量机、数学规划和其他统计方法已经被用来生成代理模型广泛应用于故障检测、过程控制和优化[6,7]。生成一个代理模型时,我们必须确认它将应用于何处,是否会用于趋势预测或者流程优化。如果代理模型是用于流程优化,那么神经网络驱动的代理模型可能导致严重的计算障碍,从而无法获得高精度的解决方案。不管采用何种方法生成代理模型,外延性都是极其重要的。在此也有两个问题,首先,需要多少数据集才能建立具有高精度的代理模型;其次,如何才能建立可调控的数据驱动模型。其准确性应当由工业数据集进行验证。从工厂中获得数据库之后,应当进行数据校正[8]和粗差检测。

#### 3.3. 非正常工况管理

我们要注意,智能制造不能仅限于将经济竞争力最大化,也应当致力于减少安全事故的发生。因此,安全风险情报也应成为智能制造的基本属性[9]。换言之,风险情报应该成为非正常工况管理(ASM)体系中最为关键的步骤,用于及时了解危险情况并进行处理。在大数据环境下,应当有效集成警报管理、过程监测、设备故障诊断和人员行为监测,用以实现可靠且可扩展的非正常工况管理平台。例如,图3展示了云计算环境下基于大数据的故障检测和诊断框架,该框架面临以下几项挑战[10]:

- 在现有的化工过程中如何进行故障诊断?
- 如何识别所有需要诊断的化工过程的故障?
- 每种故障各具备多少特征?
- 新化工过程尚不具备故障样本数据,能否诊断出故障?

多大容量和(或)差异的数据集才得以支撑大数据?即使这个问题有了明确的答案,那么如何才能有效地压缩和储存大数据?因此,计算机知识和化工知识对于智能制造的大数据利用是非常有必要的。

#### 3.4. 炼油厂和石化厂整体规划和调度

通过数学建模和整体优化,对炼油厂和石化厂的不同操作进行优化规划和调度,能够在很大程度上节约成本、增加利润率、提高能源利用率以及满足需求。据我们所知,对炼油厂和石化厂的整体规划和调度是智能制造的关键属性,然而目前其能力有限[11]。一般来说,

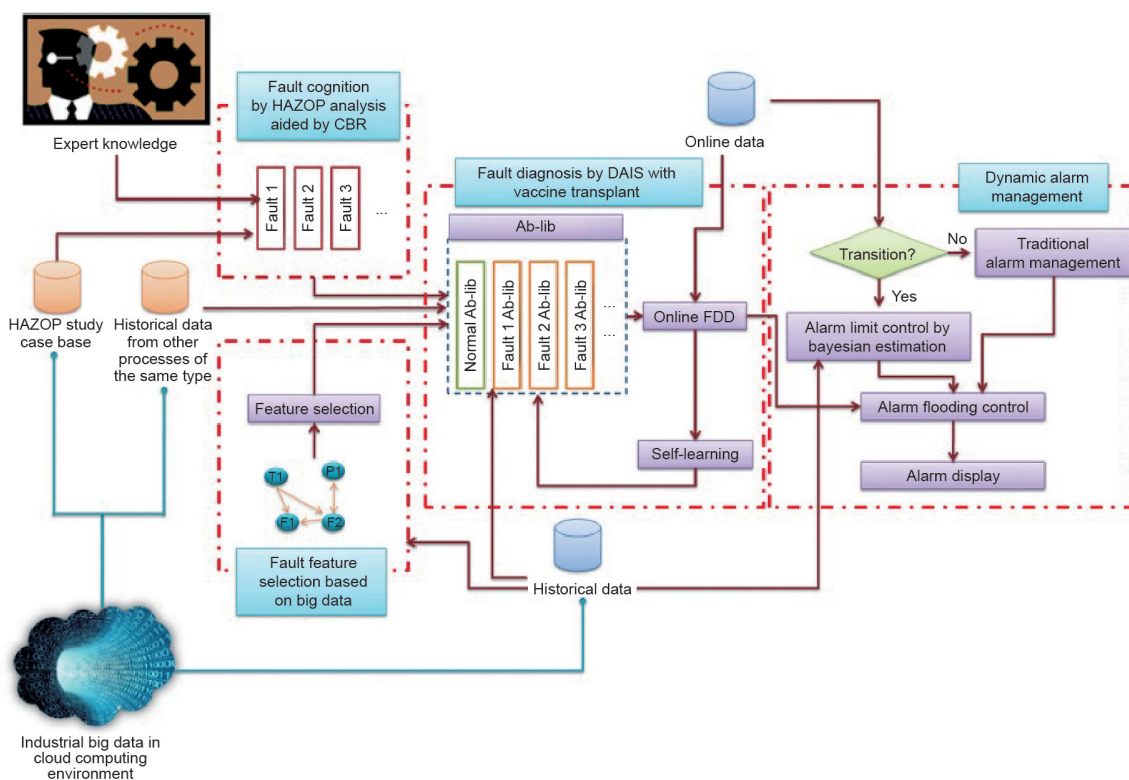


图3. 云计算环境下基于大数据的故障检测和诊断框架。HAZOP: 危险与可操作性分析; CBR: 基于案例推理; DAIS: 动态人工免疫系统; Ab-lib: 抗体库; FDD: 故障检测与诊断。

整套操作包含三部分: 原油混合及加工、单元操作、产品混合及分离[12]。问题紧接而来, 如何才能建立一个可靠的混合整数(非)线性规划模型[MI(N)LP]? 用于炼油厂和石化厂整体规划和调度的优化模型的规模无法预测。如果将代表特定反应的复杂方程直接插入MI(N)LP模型, 那么优化模型将难以得到结果。第一个挑战在于如何设置简单却合适的模型来代表操作条件、原料性质、主产物产率; 第二个挑战是如何求解大规模的MI(N)LP模型。如果能够得到实际操作中可靠的输入-输出数据集, 那么就可以利用可调控数据驱动模型来应对第一个挑战。为了应对第二个挑战, 虽然基于代理模型的算法也需要经过检验, 但是分解协调仍可以作为初步手段。

## 4. 结论

本文通过介绍中国石化的被称为“智能制造”的过程, 概述了炼油厂及石化厂的智能制造所面临的主要机遇和挑战。虽然智能制造已经取得了重大进展, 但距离实现真正的智能制造还有很长的路要走。我们期待过程系统工程能够引导并加快智能制造的发展。从学术角度来看, 工业界最好能够提供试验平台; 从工业角度来看, 学术界最好能提供一个可靠且可扩展的平台, 这一

平台包含用以提供仪器技术更新的硬件和软件。实际上, 学术界和工业界是互补的, 未来所急需的是产学研结合。

## Acknowledgements

The authors gratefully acknowledge the financial support from Sinopec Jiujiang Company. The authors also gratefully acknowledge the fruitful discussions with Prof. Bingzhen Chen at the Department of Chemical Engineering of Tsinghua University.

## Compliance with ethics guidelines

Zhihong Yuan and Jinsong Zhao declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

## References

- [1] The White House, Office of the Press Secretary. Fact sheet: President Obama announces winner of new smart manufacturing innovation institute and new manufacturing hub competitions [Internet]. 2016 Jun 20 [cited 2016 Dec 26]. Available from: <https://obamawhitehouse.archives.gov/the-press-office/2016/06/20/fact-sheet-president-obama-announces-winner-new-smart-manufacturing>.
- [2] The State Council. The notice of the State Council on printing and distributing "Made in China 2025" [Internet]. 2015 May 8 [cited 2016 Dec 20]. Available



from: [http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content\\_9784.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm). Chinese.

- [3] Stephanopoulos G, Reklaitis GV. Process systems engineering: From Solvay to modern bio- and nanotechnology. A history of development, successes and prospects for the future. *Chem Eng Sci* 2011;66(19):4272–306.
- [4] Li D. Perspective for smart factory in petrochemical industry. *Comput Chem Eng* 2016;91:136–48.
- [5] Chachuat B, Srinivasan B, Bonvin D. Adaptation strategies for real-time optimization. *Comput Chem Eng* 2009;33(10):1557–67.
- [6] Qin SJ. Process data analytics in the era of big data. *AIChE J* 2014;60(9):3092–100.
- [7] Cozad A, Sahinidis N, Miller DC. Learning surrogate models for simulation-based optimization. *AIChE J* 2014;60(6):2211–27.
- [8] Kong M, Chen B, He X. Wavelet-based regularization of dynamic data reconciliation. *Ind Eng Chem Res* 2002;41(14):3405–12.
- [9] Dai Y, Wang H, Khan F, Zhao J. Abnormal situation management for smart chemical process operation. *Curr Opin Chem Eng* 2016;14:49–55.
- [10] Shu Y, Ming L, Cheng F, Zhang Z, Zhao J. Abnormal situation management: Challenges and opportunities in the big data era. *Comput Chem Eng* 2016;91:104–13.
- [11] Li J, Xiao X, Boukouvala F, Floudas CA, Zhao B, Du G, et al. Data-driven mathematical modeling and global optimization framework for entire petrochemical planning operations. *AIChE J* 2016;62(9):3020–40.
- [12] Shah NK, Li Z, Ierapetritou MG. Petroleum refining operations: Key issues, advances, and opportunities. *Ind Eng Chem Res* 2011;50(3):1161–70.