

# 流程工业数字孪生关键技术探讨

李彦瑞<sup>1,2</sup> 杨春节<sup>1,2</sup> 张瀚文<sup>2</sup> 李俊方<sup>2</sup>

**摘要** 流程工业是制造业的重要组成部分,是国民经济发展的重要基础,主要包括化工、冶金、石化等行业,其安全高效的生产对国家而言具有重要的战略意义。然而,流程工业物理化学变化反应复杂、流程间能质流严重耦合、多目标冲突、在线实验风险大,给生产流程系统建模与高效协同优化带来极大困难,严重制约了生产质量和资源利用率的进一步提升。随着信息技术与人工智能的发展,建立虚实结合、协同优化运行的流程工业数字孪生生产线所需技术逐渐成熟,其在流程工业的应用价值与潜力日益凸显。本文首先阐述数字孪生在流程工业应用的必要性与重要性,并通过边界定义法将数字孪生与信息物理系统(Cyber-physical system, CPS)、工业互联网等概念进行对比分析,从而明确数字孪生的基本内涵与功能边界。其次描述流程工业抽象模型和数字孪生理论模型间的映射关系,并分析了如何用数字孪生技术解决流程工业系统建模与高效协同优化的瓶颈问题。最后,从数字孪生系统构建的角度探讨数字孪生发展的关键技术,并以一条炼铁生产线为例,展示数字孪生技术在实际工业中的应用解决方案。

**关键词** 数字孪生, 流程行业, 关键技术, 实际应用

**引用格式** 李彦瑞, 杨春节, 张瀚文, 李俊方. 流程工业数字孪生关键技术探讨. 自动化学报, 2021, 47(3): 501-514

**DOI** 10.16383/j.aas.c200147

## Discussion on Key Technologies of Digital Twin in Process Industry

LI Yan-Rui<sup>1,2</sup> YANG Chun-Jie<sup>1,2</sup> ZHANG Han-Wen<sup>2</sup> LI Jun-Fang<sup>2</sup>

**Abstract** Process industry is a part of manufacturing industry and foundation of national economic development, mainly including chemical industry, metallurgy, petrochemical and other industries. Its safe and efficient production has strategic importance to the country. However, process industry is facing the problems of low efficiency of resource utilization, poor production quality and serious environmental pollution. With the development of information technology and artificial intelligence, the technology needed to create digital twin for process industry is gradually mature. The digital twin for process industry with the combination of virtual and real, intelligent and optimized operation, has a great application value and potential to change the whole industry. This paper focuses on the digital twin technology of process industry. First, we expound the necessity and importance of the application of digital twin and describe the mapping relationship between the abstract model of process industry and the digital twin theoretical model. Secondly, we summarize the concept of digital twin, and compare it with CPS (cyber-physical system), industrial internet and other concepts. Then, according to the sequence of data flow of digital twin system, this paper puts forward six key technologies of digital twin system, including data intelligent perception, multi-source heterogeneous data integration, data efficient transmission, digital twin construction, enhanced interaction and transformation application. Finally, taking a digital twin production line of ironmaking system as an example, the solution of digital twin system in practical industry is shown.

**Key words** Digital twin, process industry, key technology, practical application

**Citation** Li Yan-Rui, Yang Chun-Jie, Zhang Han-Wen, Li Jun-Fang. Discussion on key technologies of digital twin in process industry. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(3): 501-514

收稿日期 2020-03-20 录用日期 2020-09-07

Manuscript received March 20, 2020; accepted September 7, 2020

国家自然科学基金(61933015, 61903326), 中央高校基本科研业务费专项资金(K20200002)(浙江大学 NGICS 大平台)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61933015, 61903326) and Fundamental Research Funds for the Central University (K20200002) (for NGICS Platform, Zhejiang University)

本文责任编辑 伍洲

Recommended by Associate Editor WU Zhou

1. 浙江大学 NGICS 大平台 杭州 310058 2. 浙江大学控制科学与工程学院 杭州 310058

1. NGICS Platform, Zhejiang University, Hangzhou 310058  
2. College of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058

流程工业主要包括化工、冶金、石化、造纸、电力等行业,其生产过程中,原料通过化学、物理、相变等反应或变化,经连续加工生成新的物质。流程行业不仅为机械、军工等领域提供原材料与电力能源支持,也是国民经济与人民生活的重要保障。因此,流程工业生产不仅对企业至关重要,也是我国国民经济和社会发展的的重要支柱产业,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<sup>[1]</sup>。

相比于离散制造工业,流程工业具有以下几个特点:

1) 原料物化属性复杂且难以测量, 涉及众多工艺, 每一个工艺的设备特征、工艺配方、原料属性和操作参数都与生产性能指标有着密切联系, 且加工工艺多为复杂的物理过程和化学反应, 导致生产过程难以建模。

2) 对流程工业而言, 为了制造某一产品, 原料必须通过由不同功能工序串联起来的制造流程, 在整体协同下组织生产, 其整体运行的全局最优是一个多流程耦合关联、多目标冲突的复杂动态优化命题。

3) 不同于离散工业在质量缺陷时可以通过更换零件解决, 流程工业体量大, 容错率低, 一旦发生异常或故障将使一批产品无效, 造成巨大的经济损失, 严重时可能造成人员伤亡与生态环境破坏, 因此亟需经营决策优化的自感知、自计算、自组织和自维护功能。

传统的流程工业生产往往依靠工人经验, 关键工艺质量预测与操作决策依赖工作人员的知识储备和认知水平, 严重制约了生产过程的安全高效运行。经过几十年的发展, 通过信息化、数字化等手段, 我国流程工业产业结构逐步优化, 关键技术不断取得突破, 对许多生产工序有了较完善的模型与控制系统。然而流程工业物理化学反应复杂, 工序间能质流严重耦合, 性能指标影响因素众多, 生产异常和故障后果严重, 因此, 对物质流、能量流和信息流的集成和高效调控成了现有制造模式亟待解决的难题。

正是由于以上问题, 现阶段我国流程工业面临资源利用效率偏低、能耗物耗较高、产品质量较差、生产成本低、“三废”排放量较大和环境污染较严重等问题<sup>[2-3]</sup>。近年来流程工业生产事故时有发生, 不仅使企业经济效益受损, 而且污染环境, 危及人民生命财产安全。构建流程行业的数字孪生系统, 通过数字孪生体与工业实体的平行运行、实时交互与迭代优化, 实现生产过程精准预测与控制、生产自组织优化调度、设备全生命周期管理、产品质量追溯与管控等功能, 可以大幅提升流程行业生产质量和效益, 促进流程行业高质量发展<sup>[4]</sup>。

针对流程工业数字孪生技术的发展与应用, 本文第 1 节介绍数字孪生技术的发展概况, 并通过边界定义法, 阐述数字孪生与一系列相关概念的异同, 使读者对数字孪生的定义有更清晰的理解; 第 2 节将流程工业抽象概括为数学模型, 并阐述与数字孪生体映射关系, 分析如何通过数字孪生理论方法来解决流程工业复杂耦合问题, 同时通过全流程的迭代优化提高数字孪生体的建模效果; 第 3 节介绍了流程工业数字孪生的主要关键技术; 第 4 节以一条数字孪生炼铁生产线为例, 展示了数字孪生技术在流程行业中的应用解决方案。

## 1 数字孪生

### 1.1 数字孪生发展

随着大数据、云计算、人工智能等相关技术的进步, 数字孪生作为信息物理系统 (Cyber-physical system, CPS) 系统的重要组成部分, 正处于快速发展的阶段。数字孪生概念的提出是在 2003 年美国密歇根大学的 Grieves 教授所开设的产品全生命周期管理 (Product lifecycle management, PLM) 课程上, 当时称之为“与物理产品等价的虚拟数字化表达”, 随后在 2003 ~ 2010 年间, 数字孪生被称为“镜像的空间模型”<sup>[5]</sup>, 直到 2011 年, 在文献 [6] 中, 作者提出了新的名词: 数字孪生体, 该名词正式产生并一直沿用至今。此后, 美国空军研究实验室与美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 在 2011 年开展合作, 提出了飞行器的数字孪生体概念, 并定义了数字孪生<sup>[7-8]</sup>。NASA 在 2012 年, 发布“建模、仿真、信息技术和处理”路线图, 将数字孪生概念带入公众视野<sup>[9]</sup>。2013 年, 美国空军发布《全球地平线》顶层科技规划文件, 将数字孪生和数字孪生并列视为“改变游戏规则”的颠覆性机遇, 并于 2014 年组织洛马、波音、诺格、通用电气、普惠等公司开展了一系列应用研究项目。从此, 数字孪生理论与技术体系初步建立并对外推广。在国内, 2017 中国科学技术协会智能制造学术联合体在世界智能制造大会上将数字孪生列为世界智能制造十大科技进展之一。由此可以看出, 数字孪生概念的起源距今不到 20 年, 现阶段的数字孪生技术正处于理论逐渐成型、应用飞速发展的阶段。

### 1.2 数字孪生边界定义

对于数字孪生的体系结构、建设规范, 至今并没有完全成熟、统一的标准。根据数字孪生特点与应用背景, 有研究者提出了数字孪生的三维结构<sup>[10]</sup>与五维模型<sup>[11]</sup>。文献 [12-13] 对数字孪生相关概念、层级进行了总结与归纳。为了能更准确更客观地理解数字孪生, 本文采用边界法, 通过区分数字孪生与相关概念, 定义数字孪生的基本内涵与功能边界。

#### 1.2.1 CPS 与数字孪生

CPS 通过集成先进的感知、计算、通信、控制等信息技术和自动控制技术, 构建了物理空间与信息空间中人、机、物、环境、信息等要素相互映射、适时交互、高效协同的复杂系统, 实现系统内资源配置和运行的按需响应、快速迭代、动态优化, 从而支撑信息化和工业化的深度融合<sup>[14]</sup>。CPS 的内涵是虚实

双向的动态连接, 简单来说, CPS 就是用 P (物理) 来获得 C (信息), 从而用 C 来控制 P. 而数字孪生, 是从物理实体对象镜像出一个信息化的数字孪生体, 正是 CPS 概念中从 P (物理) 得到 C (信息) 的过程, 因此数字孪生是建设 CPS 的基础, 是 CPS 发展的必经阶段, 是 CPS 的核心关键技术<sup>[15-16]</sup>. 文献 [17] 中, 作者提出使用数字孪生构架用于构建基于云平台的 CPS, 明确了数字孪生是构建 CPS 的关键一步. 从数字孪生的角度来说, 数字孪生试图在虚拟世界中尽可能地模拟物理世界真实发生的一切, 但数字孪生并非一定要用于 CPS, 它有时候只是用来显示而不作为控制.

### 1.2.2 工业互联网与数字孪生

数字孪生技术的关键在于孪生, 即数字孪生体和物理实体一样是实时并行运行的. 这样的性质使得数字孪生体对企业或工厂提供对外对内的服务应用具有与生俱来的优势. 因而数字孪生常常与产品全生命周期服务紧密相连. 而工业互联网, 指的是通过边缘层、IAAS (Infrastructure as a service) 层、PAAS (Platform as a service) 层、SAAS (Software as a service) 层的架构, 结合微服务组件开发工业 APP (Application) 为客户提供各式各样的应用服务与解决方案<sup>[18-19]</sup>. 因此, 工业互联网和数字孪生有着密不可分的关系, 工业互联网是数字孪生的延伸, 是数字孪生的孵化床<sup>[20]</sup>, 数字孪生技术则给工业互联网生态带来持续的改进优化, 拓展了工业互联网应用层面的可能性<sup>[21]</sup>.

### 1.2.3 建模与数字孪生

建模有各种分类, 与数字孪生相关的建模可分为三维几何建模与仿真建模. 三维几何建模是数字孪生的重要部分, 为数字孪生体提供更直观的展示<sup>[22]</sup>. 仿真建模与数字孪生在某些方面非常相似, 从宏观层面上都是由实到虚的过程, 但是两者也有差距, 首先, 仿真建模更倾向于对实体进行抽象, 而数字孪生是对实体的复刻, 即仿真建模是把一个问题简单化, 聚焦在想要研究的关键问题上, 而数字孪生则倾向于把一个问题综合化, 使不同领域的问题在同一个模型上研究. 其次, 大多数的建模仿真是对一个独立单元进行的, 而数字孪生涉及到多耦合的整个生产线, 并贯穿设计、制造、维护的整个过程, 因此数字孪生需要有多维度多尺度的建模, 从而能在多个层级下对模型进行耦合. 此外, 数字孪生体是动态的, 需要与物理实体层的数据进行实时交互, 虚实融合, 对模型迭代进化<sup>[23]</sup>.

### 1.2.4 数字化工厂与数字孪生

数字工厂以产品全生命周期的相关数据为基

础, 在计算机虚拟环境中, 对整个生产过程进行仿真、评估和优化, 并进一步扩展到整个产品生命周期的新型生产组织方式<sup>[24]</sup>. 从含义上来说, 数字工厂是对工业数据的搜集归类, 建立信息平台, 从而对整个企业在制造、管理与营销等方面的可靠性、经济性、质量等有足够的数据分析支持, 另一方面, 数字工厂通常在离散工业中通过三维建模与仿真, 为产品设计到产品生产提供有关空间、尺寸的解决方案<sup>[25]</sup>. 在流程行业中, 相比数字工厂, 数字孪生有两个不同, 首先是其聚焦不同, 数字孪生聚焦于工业生产线, 不涉及过多的企业管理层面. 其次是功能不同, 在流程工业中, 由于生产过程存在大量复杂的物理化学反应, 其数字孪生体的构建不仅涉及数字化三维建模, 更是需要对流程工业进行机理或者数据驱动的建模, 通过对物理实体的全维度拟合, 达到自主运行的功能, 从而为流程工业提供更合适的解决方案.

## 2 流程行业与数字孪生的映射框架

第 1 节对流程工业的特点与难点、数字孪生的定义概念进行了介绍, 本节介绍流程工业过程的抽象数学模型, 并结合数字孪生模型, 阐述两者如何在统一框架下进行融合, 从而达到流程工业物理实体与数字孪生体的迭代优化, 解决流程工业的建模难与协同优化难问题.

### 2.1 统一的物理实体与数字孪生体抽象模型定义

如第 1 节所述, 流程工业最主要的难点在于流程工业建模复杂, 从而导致其预测困难、优化困难. 建模复杂的原因有两个方面, 其一是单工序的建模复杂; 其二是工序间耦合关系复杂. 而数字孪生技术, 正是解决这一问题的关键手段.

如图 1 所示, 现阶段, 业界普遍将一个流程生产线分为 ERP (Enterprise resource planning)、

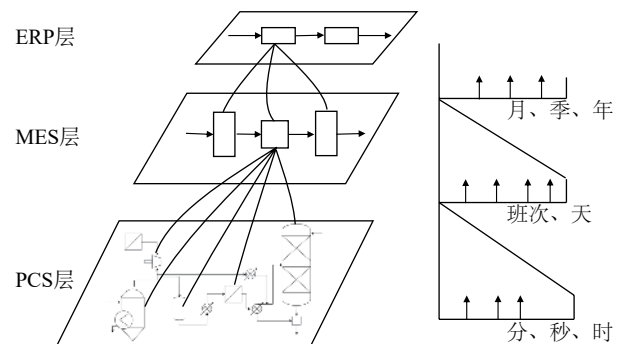


图 1 流程工业抽象结构

Fig.1 Abstract structure of process industry



MES (Manufacturing execution system)、PCS (Process control system) 三层<sup>[26]</sup>. 三个层次之间存在着聚集与解聚的关系. 例如 PCS 层一般以分、秒作为采集周期; MES 层数据一般以班次、天作为计算周期; ERP 层一般以月、季度作为周期, 边界数据可以累积加和向上聚集. 结合流程工业的分层, 如图 2 所示, 本文将流程工业生产线抽象成一个树结构, 从上至下, 随着树的深度增加, 其节点涉及生产线范围越小, 耦合性越高.

对于树结构中的任意一棵深度为 2 的子树, 其父节点对应的物理实体, 是由子节点对应的物理实体构成的. 其构成方式为各个子节点之间连接形成的有向无环图. 定义这样的一个子树的所有叶子节点组成的该有向无环图为一个层级, 其中的每个叶子节点为一个单元. 每一个叶子节点单元可以表示为如下所示的数学抽象:

$$f_u = u(x_1, x_2) \quad (1)$$

其中,  $u$  是流程工业物理实体的数学抽象,  $f_u$  是物理实体的输出,  $x_1, x_2$  分别代表流程工业中的操作参数与过程参数.

在物理实体层, 同一层级中各个单元通过物质流、能量流的方式进行耦合, 在抽象结构中, 我们定义其以参数的方式进行耦合. 对于有向无环图中的每一个耦合关系, 其参数耦合指的是前序单元的部分输出作为后续单元的操作参数进行输入.

在这样的以参数耦合作为耦合方式的抽象关系中, 数字孪生体可以定义为式 (2). 其输入输出与物理实体层的数学抽象模型一致, 均是以参数的形式, 唯一的区别在于其映射函数  $u, v$ , 前者依靠物理层的实际运行而产生映射结果, 后者采用建立的数字孪生体得到映射结果.

$$f_v = v(x_1, x_2) \quad (2)$$

其中,  $v$  是数字孪生体的数学抽象,  $f_v$  是数字孪生体的输出.

## 2.2 理想状态下的强耦合协同优化解决方法

理想状态下, 一个数字孪生体是物理实体的完全复刻, 其数学内涵为

$$u(x_1, x_2) = v(x_1, x_2), \quad \forall x_1, x_2 \quad (3)$$

式 (3) 表明, 任何一个单元的流程, 在全部变量空间中, 由物理实体运行得到的输出和数字孪生体的输出都保持一致. 因此, 对于这样一个单元数字孪生体, 可以通过优化算法获得最优解, 从而完成对该单元流程的优化. 在此基础上, 使用通过参数耦合的数字孪生体可以解决由于复杂耦合特性造成的流程工业协同优化难问题. 以由四个单元构成的工业流程为例, 如图 3 所示, 假设所有数字孪生体都处于理想状态下. 具体可以分为如下两种情况:

情况 1): 所有单元的理想数字孪生体均存在. 在该情况下, 对于该层级流程的协同优化问题, 只需要考虑数字孪生模型, 从后向前, 根据依赖关系反向进行优化, 可以确定所得解为全局最优解.

情况 2): 只有部分单元的理想数字孪生体存在. 对于这一类情况, 由于无法获得全局最优解, 通常对指定单元进行优化, 以获得整体流程的局部最优解.

## 2.3 非理想状态下的数字孪生体优化方案

在现实情况下, 数字孪生体往往不能与真实物理实体建立完全的映射关系, 因此如何构建一个尽可能理想的数字孪生体非常重要. 有关如何构建单元级数字孪生体在第 3.2 节中有详细介绍. 本节主要介绍如何通过全流程数字孪生体来对单元数字孪生体进行反馈优化. 例如, 在图 4 中, 为了对单元 2 进行优化, 使用单元 2 的数字孪生体与物理实体模型平行运行, 将单元 2 的前序单元使用物理实体层的数据进行输入, 根据单元 2 的数字孪生体的输出与物理实体层单元 2 的输出进行比较, 对偏差进行反馈优化.

在如图 5 所示的流程生产线持续运行过程中,

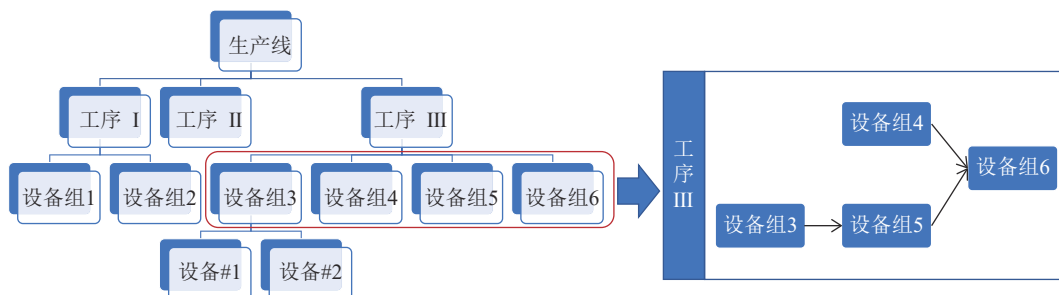


图 2 流程工业树结构

Fig.2 Process industry tree structure

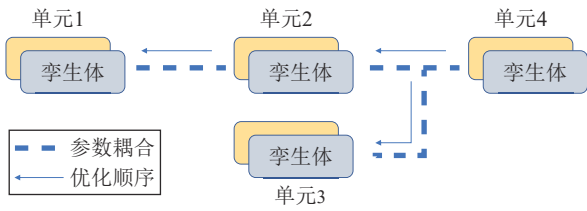


图3 理想数字孪生体的协同优化

Fig.3 Collaborative optimization of ideal digital twins

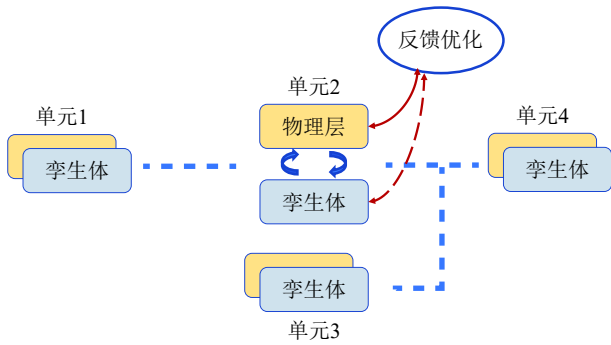


图4 数字孪生体的反馈优化

Fig.4 Feedback optimization of digital twins

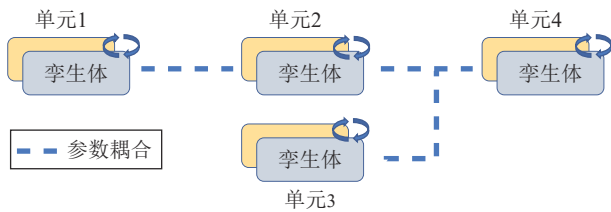


图5 虚实交互数字孪生体

Fig.5 Virtual reality interactive digital twin

可以看出, 整个数字孪生体与物理实体保持了平行运行、实时交互与迭代优化的过程, 物理实体的生产过程使数字孪生体不断地优化迭代, 同时数字孪生体又通过提供操作参数推荐、产品生命周期管理

等解决方案对物理实体生产线进行改善, 两者互相促进, 共同进化.

### 2.4 数字孪生技术在流程行业的价值

通过上述的流程行业数字孪生生产线构建与优化方案, 将物理实体流程上的耦合转化成各个数字孪生体参数间的耦合, 解决了流程工业耦合复杂而造成的协同优化难题. 通过全流程的物理实体对单个数字孪生体提供反馈优化, 提高单元级数字孪生体的构建精度, 此外, 这种更新迭代机制也解决了流程行业模型动态演变问题. 最后, 多维度建模的数字孪生体相互耦合, 得到自主运行的数字孪生体, 从而快速生成面向生产决策优化的自感知、自计算、自组织和自维护解决方案<sup>[27]</sup>.

## 3 流程行业数字孪生关键技术

数字孪生是在大数据、云计算、人工智能发展的浪潮中孕育而生, 因此可以说这三者是数字孪生技术的基石<sup>[28-29]</sup>. 已有较多的学者对数字孪生研究现状做出总结<sup>[30]</sup>. 但是大多数是针对数字孪生的整体生态, 没有聚焦到特定领域上, 而数字孪生应用领域广阔, 在不同的领域往往会与不同的技术相结合. 例如在离散工业中, 有学者利用多尺度融合建模、融合模型的状态评估、数据采集与传输、全寿命周期数据管理、虚拟现实以及高性能运算等技术构建数字孪生系统<sup>[31]</sup>.

本文总结以上相关研究成果, 并结合在流程行业领域的研究与应用情况, 以数据从物理实体到数字孪生体的数据流先后顺序, 将数字孪生系统构建问题分为感知、集成、传输、建模、显示、服务等基本过程, 如图6所示. 其中数据的感知、集成、传输技术为数字孪生技术提供基本保证, 已发展较为成熟, 而数字孪生体的构建、增强式交互及其转化应用的方案在流程行业中非常欠缺, 限制了流程行业数字

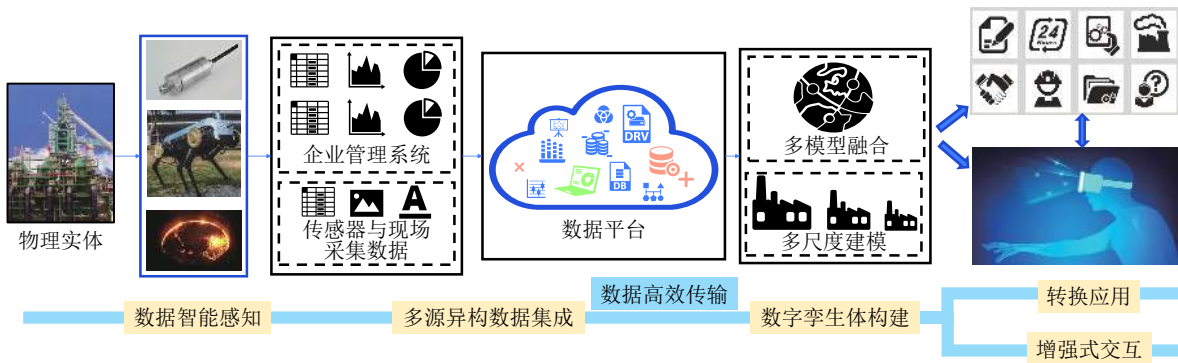


图6 数字孪生关键技术

Fig.6 Key technologies of digital twin

孪生技术的发展,需要学术界和产业界投入更多精力联合攻关。

### 3.1 数据基础技术

数字孪生的发展少不了数据作为基础支撑,有关数据的基础技术主要包括数据感知、多源异构数据集成与数据传输技术。

#### 3.1.1 数据感知

为了建立功能完备的数字孪生体,需要大量准确的相关数据,数据的感知决定了数字孪生体最终的效果。流程工业现场数据可通过分布式控制(Distributed control system, DCS)系统、可编程逻辑控制器(Programmable logic controller, PLC)系统、智能检测仪表等进行采集。近10年来,随着深度学习的发展,大量的图像、声音和文字中携带的信息可以被充分挖掘,大大扩充了信息来源,各类图像、声音采集设备也广泛使用到数据采集[32-34]。随着传感器成本的下降、传感器性能和通讯技术的提升,传感器与终端节点的连接数也大幅提升,采样频率得到提高[35],数据大量增加,为数字孪生带来更多的可能性[36]。

针对流程工业,传感器的发展方向主要包括以下三个方面:1)智能化:一方面完成多种传感功能与数据处理、储存、双向通信的集成,实现信号探测、逻辑判断、功能计算等基本任务;另一方面让传感器实现内部自检、自校准、自补偿、自诊断等功能,完成数据在边缘侧的采集、清理、加工、集合,从而提升有效信息占比,节约传输流量。2)微型化:随着集成微电子机械加工技术的日趋成熟,微机电系统(Micro-electro-mechanical system, MEMS)大量使用在传感器制造过程中,为传感器微型化发展提供了重要的技术支撑,使传感器在降低能耗、提高精度方面有巨大提升。3)新材料:除了传统的半导体材料、光纤材料外,新型的生物传感器、纳米传感器等新材料传感器技术正处于快速发展阶段。部分新材料由于有抗高温、耐腐蚀等特点可以很好地运用到流程工业中,对以往只能通过软测量方法得到

的过程变量进行测量[37]。此外,巡检机器人的广泛应用为恶劣环境下的数据采集提供了新的方案[38]。

#### 3.1.2 多源异构数据集成

数字孪生系统建设过程中,获取的数据形式多样,既包括图像、声音等非结构化数据,也包括温度、压力、流量、成分等结构化数据。另外,还有大量由产品生命周期管理系统(PLM)、应用程序生命周期管理系统(Application lifecycle management, ALM)、服务生命周期管理系统(Service lifecycle management, SLM)等系统产生的半结构化数据。而流程工业的数据,在此基础上存在着更为复杂的特点,主要体现在数据的多采样率特性。多采样率过程是指变量同时具有多个采样率的工业过程,其在流程工业中很常见[39]。如电信号和机械信号的采样间隔通常在秒级甚至毫秒级,而温度、流量、压力等过程变量的采样间隔通常在分钟级,至于生产性能指标相关的数据往往需要通过实验室化验分析才能得到,这些变量的采样间隔一般在小时级甚至天级。这样的特性使得传统的对均一采样间隔的建模分析手段在遇到多来源的数据时会有很大问题。对此,表1列举了几种典型的方法来对多采样率问题进行升采样与降采样,主要分为单维估计法和多维估计法。除此之外,结合具体数据,大量的学者采用更为复杂的方法对多源异构数据进行集成。例如使用概率主成分分析(Probabilistic principal component analysis, PPCA)[40],因子分析(Factor analysis, FA)[41]等概率框架下的统计学习方法对二采样率数据进行集成。采用信息融合策略融合多个卡尔曼滤波器对多采样率数据进行融合[42]等。在文献[43]中,作者介绍了使用TOSCA(Topology and orchestration specification for cloud applications)将分析算法与数据集成相互关联起来,从而完成自动化的数据配置。文献[44]针对电网系统,将不同系统收集的电网数据融合使用,大幅提升了建模效果。将图像、文本转换为向量表达形式的结构化数据,从而进行建模的方法也可作为借鉴应用于工业中[45]。

表1 多采样率时序数据处理方法  
Table 1 Multi rate time series data processing method

多采样率时序数据处理方法	优点	缺点		
单维估计法	统计法	简单, 填补速度快	填补结果有偏	
	插值法	保留属性趋势	对采样频率有要求	
	时间序列法	保留数据时序特点	难以运用在非稳定序列	忽略多维度间影响
	降采样	简单方便	丢失大量信息	
多维估计法	考虑多维数据间的影响	计算量大, 容易过拟合		



通过上述的多源异构数据集成, 将多个系统转换连接至数据平台上, 从而用于数字孪生体的构建与融合, 对数字孪生体的整体构建有较大提升<sup>[46]</sup>。

### 3.1.3 数据传输

从集中式控制、集散控制到现场总线控制系统, 数据传输能力的发展决定了工业自动化系统的实现模式与性能上限。结合现阶段的 CPS 系统以及工业互联网现状, 建设数字孪生系统需要先进可靠的数据传输技术, 需具备更高的带宽、低延时、安全性等特性。

其中第五代移动通信网络 (5G) 技术因其低延时、大带宽、泛在网、低功耗的特点, 被认为是第四次工业革命的重要一环。5G 三大应用场景是增强移动宽带 (Enhanced mobile broadband, eMBB)、海量机器类通信 (Massive machine type of communication, mMTC) 和超可靠低时延通信 (Ultra reliable low latency communication, uRLLC), 其发展可以为数字孪生带来以下突破: 1) 增强移动宽带: 可以支持更高清虚实交互, 提升数字孪生三维模型的虚拟现实 (Virtual reality, VR)/增强现实 (Augmented reality, AR) 交互功能; 2) 海量机器类通信: 5G 提供低功耗大连接的支持, 可以解决多类型大批量传感器末端节点互联、全面感知的需求, 为工业流程的供应链管理提供基础; 3) 高可靠低延时, 可以满足数字孪生体与工业实体实时同步与交互的需求, 有效完成流程工业对控制操作等任务。因此 5G 是建设的工业互联网关键基础设施, 是实现数字孪生的必要技术。

## 3.2 数字孪生体模型构建

数字孪生体的构建流程主要包含以下 4 个步骤: 1) 数字孪生体需求分析。首先明确生产流程包含的设备对象的合集, 其次明确各设备数字孪生对生产流程各阶段的指导意义, 再次明确已有数据、新增数据需求等, 最后完成需求分析与策略研究。2) 几何属性数字化复刻。首先获取各对象的几何结构、空间运动、几何关联等几何属性建立 3D 模型, 之后结合实体对象的空间运动规律, 对运行效果渲

染优化, 最后进行匹配连接, 实现几何属性数字化精准复刻<sup>[47]</sup>。3) 内核模型构建。结合传热学、流体力学等理论与人工智能等方法, 建立多模型融合与多尺度多维度的数字孪生内核模型。4) 数字孪生模型测试验证。通过建立模型精度及可信度评测算法与融合客观检测数据及先验知识, 构建孪生体模型评估验证平台, 对孪生体的精度与稳定性进行测试。

其中数字孪生体内核模型的构建是整个数字孪生体稳定运行的关键, 是有效的数字孪生服务应用的保证。对于单元级数字孪生体的构建, 主要包括多尺度多维度的建模, 与多模型融合, 并通过流程中的多单元耦合完成数字孪生体的迭代更新。

### 1) 多模型融合

为保障数字孪生体能够有效解决流程行业复杂耦合的协同优化问题, 需要保证建立的数字孪生体有足够的模型精度以及尽可能大的变量覆盖区间。为此, 建立单元级数字孪生体时需要采用多模型融合的方法, 一方面通过累加多个模型对全变量空间进行覆盖, 另一方面通过平均多个模型提高模型的精度与可靠性。工业领域常见的模型包括基于知识的模型、机理模型和数据驱动模型。表 2 展示了三者的优缺点, 现阶段随着大数据、人工智能的兴起, 数据驱动模型在复杂模型场景下有更好的效果。但由于基于数据建模需要大量数据支撑且没有可解释性, 在许多情况下, 机理模型仍然作为一种先验模型得到广泛应用<sup>[48]</sup>。基于知识的模型因其建模效果差, 往往只用于对特殊情况的判断, 从而对整体模型进行补充。由于多模型融合优越性, 已有大量学者通过多模型融合建立了流程工业单元级模型<sup>[49-50]</sup>。对于模型融合的方法, 常见的包括对不同变量空间的多模型分段覆盖以及对于同一变量空间的多模型加权平均。此外, 文献 [51] 提出了一种基于语义特征融合的异构模型集成方法, 有效地将各种类型的语义特征和几何特征集成到模型中。文献 [52] 提出一个基于两层模型的具有深层特征选择程序的多模型框架。文献 [53-54] 中, 针对高炉冶炼过程的最优控制, 作者提出多模型集成的专家系统, 在应用中取得了增加产量和降低能耗的实际效果。

### 2) 多尺度多维度建模

表 2 三种建模方法对比  
Table 2 Comparison of three modeling methods

建模方法	优点	缺点
基于知识建模	模型简单、对极端情况建模效果好	模型精度低、无法实时更新、对不同场景无法迁移、建立专家知识库人力成本大
基于机理建模	模型覆盖变量空间大、模型可脱离物理实体、模型具有可解释性	计算复杂、难以对耦合复杂的流程工业建模
基于数据建模	模型精度高、可动态更新	需要数据支持、工业过程数据集分布不均匀、异常情况数据少、模型没有可解释性

为了建立精准完备的数字孪生体,不仅要在多时空尺度上对实体对象进行建模,还要从几何、物理、化学、行为、规则等多个维度对实体对象的特征进行刻画.多尺度建模可分为长度尺度、时间尺度以及耦合范围三个方面,能够连接不同尺度的物理过程以模拟众多的科学问题.其中长度尺度和时间尺度的建模主要为了建立多精度等级的模型,在不同的应用场景下提供不同精度等级的模型从而达到效率与精度的协调.例如,在文献[55-56]中,作者在长度方面建立宏观与微观尺度模型,在耦合范围方面建立上至整个生产链、下至两个工位之间的耦合模型,文献[57]提出了一种有“自我意识”的数字孪生模型,通过一种独创的过程控制方法,使用大数据分析方法来处理过程空间的多维性和大尺寸,其技术特点可以较好地符合流程工业生产需要.对于模型尺度的划分,一方面要考虑单元级模型的精度,另一方面要考虑跨单元间的耦合程度,如果两个单元的耦合程度很高,往往需要将两个单元耦合在一起建立整体模型,因而需要对具体工业生产流程具体分析.

### 3.3 增强式交互

物理实体是实际存在的客观对象,操作人员可以直观方便地与之交互.而数字孪生体是构建于信息空间的虚拟对象,难以与操作人员形成类似物理空间中的交互与理解.为了使孪生体在显示形态与交互便利性上更接近于物理实体,增强式交互技术广泛运用在数字孪生系统的对外显示与交互中,主要技术包括虚拟现实(VR)<sup>[58-59]</sup>、增强现实(AR)<sup>[60-61]</sup>与混合现实(Mixed reality, MR),三者合称为3R技术.对3R技术的对比如表3所示.

对于3R系统中的相关技术研究也在快速的发展,主要包括视角的选择与变换.已有多种AR技术在工业中得到应用,包括对产品的设计、调试、维护等<sup>[62-64]</sup>.文献[65]中,作者介绍了通过手持拍摄设备对生产线进行3D重建,获得数字孪生可视化模型,并可在佩戴式设备中进行VR交互,该方法能够有效控制数字孪生三维模型的开发成本,促进数字孪生技术在中小企业的應用.

### 3.4 转化应用

数字孪生作为一项技术,将其转化应用、为企业创造价值才能真正体现这项技术的价值.现阶段的数字孪生技术大多基于云计算、SAAS (Software-as-a-service) 平台的构架,通过App软件,为客户提供服务应用与解决方案<sup>[66-67]</sup>.SAAS是一种通过网络提供软件的模式,厂商将应用软件统一部署在自己的服务器上,客户可以根据自己实际需求,通过互联网向厂商定购所需的应用软件服务,按定购的服务多少和时间长短向厂商支付费用,并通过互联网获得厂商提供的服务<sup>[68-69]</sup>.这种模式大大减少了中小型企业购买、构建以及维护基础设施和应用程序的需要,减少了对信息技术(Information technology, IT)的投资,并可以获得更稳定、更有效的服务应用.现阶段这种模式在离散行业、智慧城市中有大量的应用,但是对于流程工业,由于相关企业需求复杂,行业专业性强,开发SAAS平台的IT人员并不懂相关领域知识,而常年工作在生产线的工人们也对IT技术不了解,因此如何构建能够支持流程工业应用的中台系统极为关键.常见的各类应用包括数字化学习工厂<sup>[70]</sup>、生产过程控制<sup>[71]</sup>、生产自组织运行与调度<sup>[72]</sup>、产品生命周期管理<sup>[73-74]</sup>和设备故障诊断<sup>[75]</sup>等.

## 4 数字孪生炼铁生产线应用解决方案

从广义上来说,数字孪生的应用场景有制造过程数字孪生<sup>[76-77]</sup>、智慧城市<sup>[78]</sup>、复杂装备数字孪生<sup>[79-80]</sup>、医疗数字孪生<sup>[81]</sup>等,本文聚焦流程工业,以炼铁生产线为例建立数字孪生系统,其技术架构如图7所示.

本节结合该数字孪生炼铁生产线,介绍如何构建炼铁生产线的数字孪生体,并从数字化学习工厂、炼铁过程协同优化、炼铁过程故障诊断与设备维护和炼铁过程自组织运行四个方面展示数字孪生技术如何在实际工业中应用.

### 4.1 炼铁生产线数字孪生体的建立

在建立炼铁生产线数字孪生体的过程中,主要包括四个阶段,分别是:炼铁流程/设备数字孪生体需求分析、炼铁流程/设备几何属性数字化复刻、炼

表3 3R技术对比  
Table 3 Comparison of 3R technology

3R技术	真实场景信息	交互性	实时性	场景注册跟踪	相关场景
增强现实	包含	与真实环境交互	低	需要	工厂智能头盔
虚拟现实	不包含	与虚拟环境交互	较高	不需要	VR 数字化学习工厂
混合现实	包含	同时与真实环境和虚拟环境交互	高	不需要	设备维修 MR 辅助指导技术



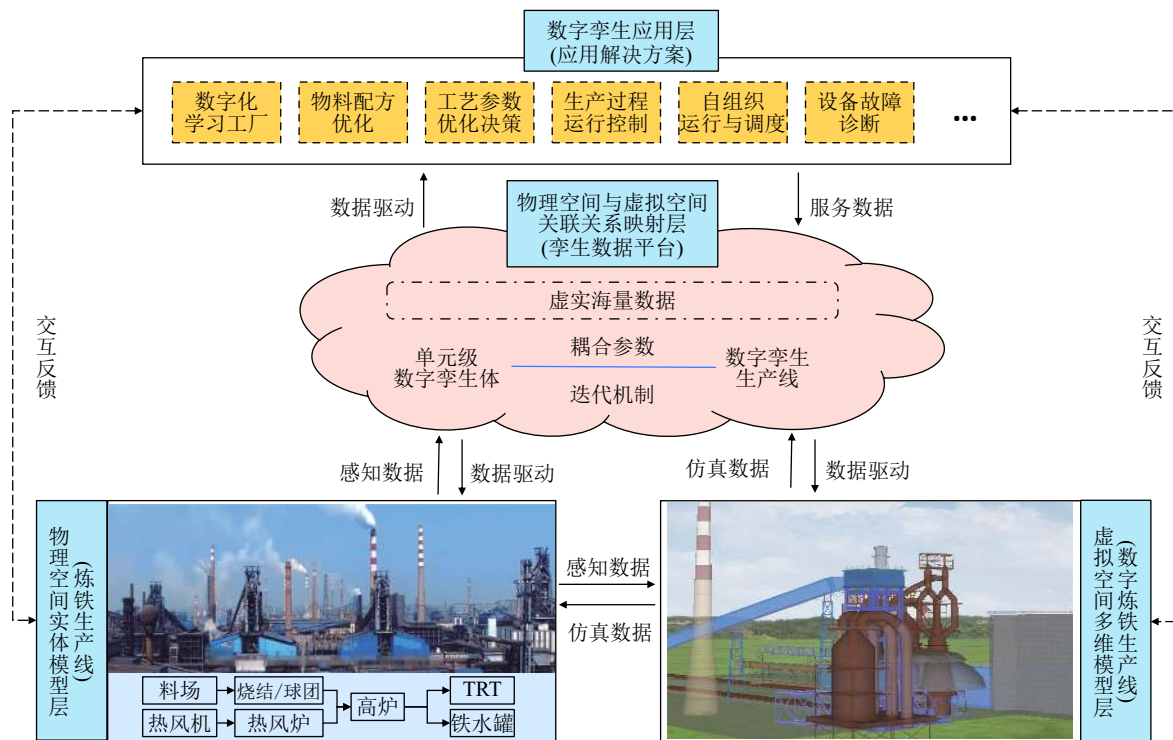


图7 炼铁生产线数字孪生系统技术架构图

Fig.7 Technical architecture of ironmaking digital twin system

铁流程/设备运行机理多时空尺度建模以及炼铁流程/设备孪生模型测试验证。

#### 4.1.1 炼铁流程/设备数字孪生体需求分析

主要有四个阶段, 首先明确设备对象: 包括物料贮存过程中的储存、混匀及运输设备; 烧结过程中的配料、混合、布料、烧结和破碎筛分设备; 造球过程中的脱水、润磨、造球和焙烧设备; 高炉炼铁过程中的上料、布料、鼓风、打孔、热风和 TRT 设备。其次明确炼铁流程/设备数字孪生体对炼铁流程各阶段生产的指导意义。再次明确已有的炼铁流程各阶段机理模型、可改造和获取的数据、新增检测数据需求等。最后完成炼铁全生命周期的数字孪生体需求分析与策略研究。

#### 4.1.2 炼铁流程/设备几何属性数字化复刻

1) 结合现有测量方法, 完成炼铁流程/设备实体对象的几何结构、空间运动、几何关联等几何属性获取。2) 通过对已有 3D 重建和渲染优化引擎的功能分析, 做出符合最优性原则的合理决策。3) 结合炼铁流程/设备实体对象的空间运动规律, 利用 3D 重建工具, 实现炼铁流程/设备空间几何模型的重建; 针对模型重建过程中存在计算资源有限的问题, 对炼铁流程/设备空间几何模型进行渲染优化。4) 对炼铁流程中各设备空间几何模型进行匹配连

接, 从而实现炼铁流程/设备几何属性数字化精准复刻。

#### 4.1.3 炼铁流程/设备运行机理多时空尺度建模

在完成炼铁流程/设备几何属性数字化复刻的基础上结合流体力学、传热学等理论与人工智能、大数据处理等方法对炼铁流程/设备中的运行机理与规律进行深入研究, 从而建立机理和数据驱动的炼铁流程/设备多时空尺度模型, 能够在时间尺度和空间尺度上全方位地精确描述出炼铁过程中关键工序和主要设备的运行状态与物料流通的变化情况, 全面刻画出实际炼铁过程中输出量与输入量之间的准确关系。炼铁生产线数字孪生体的构建可划分为三个层次, 即流程级、工序级与设备级。

流程级数字孪生体, 多为多个工序级数字孪生体耦合而成, 基本不涉及单元级孪生体的构建问题。工序级数字孪生体, 其组成设备形式多样, 如料场的数字孪生体, 其在生产逻辑与物理实体上已经是一个耦合性紧密的单元, 并且其建模是可行的, 如果再将其解耦会大大增加耦合参数规模, 因此不对其进行解耦。而类似一混、二混等设备, 其通常是一个设备组, 设备组内部的单个设备建模简单, 且耦合性较弱, 因此可以对其进行设备层的解耦。由此看出, 在实际建立数字孪生体的过程中, 对物理实体层中的设备需要考虑其之间的耦合程度与建模复

杂程度从而确定数字孪生体单元的粒度。

#### 4.1.4 炼铁流程/设备孪生模型测试验证

数字孪生模型的验证主要从两个方面, 其一是通过建立模型精度及可信度评测算法, 对炼铁流程/设备孪生模型的运行效果进行验证; 其二是通过融合客观检测数据及先验知识, 构建孪生体模型评估验证平台, 实现孪生体构建过程全方位多角度交叉验证。只有通过了测验的数字孪生体才可用于与真实物理系统的平行运行, 指导生产过程。

### 4.2 数字化学习工厂

数字化学习工厂是以工作为导向, 面向未来制造业教育、培训和研究的学习环境。其广泛使用了数字孪生技术, 将以往的学习者在物理世界中实践学习的模式, 转向学习者通过增强式交互的手段在虚拟空间中进行实践学习的模式, 为学生求职以及工程师的职务提升提供帮助。炼铁系统的数字化学习工厂通过分析炼铁流程/设备的几何结构和组成, 利用 CAD (Computer aided design) 软件解析关键的结构参数, 结合设计图纸和实景拍摄照片, 采用 3Dmax 软件建立空间几何模型, 并在 Polygon Cruncher、3DS VIZ、Autodesk VIZ 等软件平台上对三维模型进行优化。其次, 利用 Unity3D 建立炼铁过程中的交互模拟和物料运动全过程模拟, 并实时读取现场或其数字孪生体运行数据, 重构出随现场运行过程实时变化的高炉料面形状、软熔带位置和形状等关键信息, 建立完整的集合模型。在此基础上采用 RealFlow 实现流体模拟, 利用 ANSYS、CFD、Fluent 等 CAE (Computer aided engineering) 分析软件对炼铁流程/设备的运行机理、能量交换、多场耦合演变规律等进行建模及数值模拟仿真, 为几何模型赋予内核。最终基于 UGUI 构建 3D 交互界面, 实现大型高炉炼铁生产线数字孪生体的开发, 该数字孪生体可代替高成本的物理模型以及生产环境恶劣的工作现场作为炼铁生产线的演示与讲解工具, 并可扩展为 VR 环境, 实现炼铁生产线与工人、学习人员在虚拟空间中的交互。

### 4.3 炼铁过程协同优化

炼铁生产线过程涉及多项优化过程, 包括物料配方优化、工艺参数优化以及生产过程的优化控制。物料配方优化可以保证钢铁企业合理地选择、利用铁矿石资源, 确保各个环节产品质量, 同时降低钢铁生产成本、降低污染物排放, 从而增强企业竞争力。为实现这一系列目标, 钢铁企业需要将采购、配矿、产出评价三个环节紧密地结合起来。传统方法使用专家系统与实验数据结合的方法进行物料配方

优化的初步试验, 但仍存在实时物料信息获取困难、多级配料间能质流耦合复杂和精细智能优化配料困难的问题, 不能有效打破环节之间的壁垒。炼铁生产过程整体工序繁多, 工艺机理极其复杂, 存在多分布参数、大滞后、高度非线性、强耦合、严重时变等建模和控制难点。因此, 炼铁生产过程运行优化控制系统是炼铁生产全流程的中枢系统, 其控制功能和控制策略的正确性, 直接关系到炼铁生产功能和性能, 也是确保生产过程高效运行, 提高生产效率, 提升产品质量, 降低生产运行成本的重要途径。而工艺参数优化针对工艺控制模型精度不足的问题, 基于数据或机理模型向工人推荐优化的操作参数, 包括对烧结过程的烧结矿质量、高炉布料矩阵和铁水质量等关键工艺进行建模。在此基础上, 构建以烧结矿质量稳定为优化目标的烧结过程工艺参数优化模型、以最小化真实料面形状与期望料面形状的偏差为目标的布料矩阵单目标优化模型和以最小化铁水硅含量预测值与期望设定值的偏差为目标的高炉铁水质量优化模型。

传统的工业生产线中, 物料配方优化、生产控制与操作参数优化都是依靠单模型进行优化, 因而对于涉及多工序、多时空尺度的生产流程无法有效优化。通过数字孪生技术, 可将整个优化问题从原先脱离整体的局部优化转变为多流程耦合的全局协同优化。以配料优化为例, 炼铁流程的配料包含混匀料场配料、烧结配料和高炉配料三个层次的配料, 三次配料不仅要满足各自工序的要求, 还要考虑前后工序的复杂耦合作用。通过使用数字孪生体获取不同配料情况下的海量虚拟数据, 并将其与工业现场的实际感知数据进行融合, 实现铁前工艺配料工序监控覆盖。同时利用新型数据挖掘和数据库管理相关技术, 实现高效的数据清洗、数据降维、数据关联等, 为铁前工艺各测量变量间的未知耦合关系分析评价, 为潜在配料优化目标和优化约束条件的挖掘构建提供指导, 用以实现一定范围内铁前工艺优化配料在线自主分析处理。最后通过针对数字孪生体的优化算法, 结合之前分析得到的约束条件, 对混匀料场配料、烧结配料和高炉配料构成的三元数字孪生体进行全局优化, 从而完成物料配方的协同优化。通过类似的解决方案设计流程, 可以实现炼铁生产过程中铁水质量、燃料比、污染排放等运行指标的多工序、多目标协调智能运行优化控制, 保证炼铁生产过程优化运行, 达到节能、降耗、减排的“绿色冶炼、清洁生产”的目的。

### 4.4 炼铁过程故障诊断与设备维护

炼铁过程设备的异常或故障对炼铁生产危害严

重, 会引起炼铁质量和产量下降、能耗和排放增加、高炉停产休风等不良后果, 甚至引发人员伤亡在内的重大安全事故. 因此, 迫切需要对炼铁设备异常或故障进行预警和诊断. 基于数字孪生技术的设备异常/故障预警、诊断溯源, 能够降低大型炼铁系统设备诊断的难度, 提高诊断的准确性与可靠性, 保障炼铁设备可靠运行. 同时依靠数字孪生体的耦合关系, 在实际生产线运行过程中, 对数字孪生体进行动态更新与异值反馈, 从而保证模型的精度与时效. 此外, 通过工业物联网、巡检机器人、云计算平台的集成运用, 对现场状态进行集中监控和远程运维, 提高运维的智能化与自动化, 减轻人力负担, 降低运维成本.

除了故障诊断, 数字孪生体还可用于对设备的性能退化情况与剩余使用寿命进行预测. 首先, 建立炼铁设备性能退化数据库. 由于高可靠性设备的性能退化历史数据样本不充足, 因此需要充分利用各种可能的途径来扩展数据量, 包括使用高相似度设备的性能退化数据和加速试验数据、以及数字孪生体性能退化模型的仿真数据. 其次, 构建性能退化模型库. 由于样本数据量有限且数据来源多样, 建立性能退化模型需要融合数据与退化机理, 综合高相似度设备和孪生模型与当前设备个体的共有特征, 同时充分体现当前设备个体的专有特征. 最后, 利用性能退化模型实现剩余寿命预测, 即依据在线数据估计退化模型参数, 进而预测性能参量, 并将预测得到的性能参量与数字孪生体相结合, 保证数字孪生体模型随着设备性能退化的动态变化.

#### 4.5 炼铁过程自组织运行

自组织运行和调度是炼铁生产有序进行的关键, 也是生产过程决策优化、管控、性能提升的核心技术手段. 在基于数字孪生驱动的炼铁生产自组织运行和调度下, 生产调度要素能够实现物理世界和虚拟世界之间相互映射, 实现全流程、全业务数据之间的集成和融合, 使得物理世界主动感知炼铁生产运行状态, 利用虚拟世界自组织、自学习、自仿真机制, 及时对生产调度方案和决策评估进行调整, 快速、精准地确定异常范围, 具有更好的自适应、扰动响应和异常解决能力. 同时, 数字孪生体的增强式交互技术可以将复杂的运行调度过程在数字孪生体上以多维度、多视角的方式呈现. 相关人员通过数字孪生体获得物理世界的信息, 不同业务的工人获得不同的信息. 基于数字孪生的炼铁生产线主要包括生产要素管理、生产活动计划、生产过程三个方面的自组织运行与调度优化. 第 1 个阶段是对生

产要素管理的迭代优化过程, 反映了数字孪生炼铁生产中炼铁生产与炼铁服务系统的交互过程, 其中炼铁生产服务系统起主导作用. 通过对生产要素管理的迭代优化, 得到最初的生产计划. 第 2 个阶段是对生产计划的迭代优化过程, 反映了数字孪生炼铁生产中服务系统与虚拟炼铁生产的交互过程, 在该过程中, 虚拟炼铁生产起主导作用. 通过第 2 个阶段得到优化后的预定义的生产计划. 第 3 个阶段是对炼铁生产过程的实时迭代优化过程, 反映了数字孪生炼铁生产中的物理对象与虚拟对象的交互过程, 其中物理对象起主导作用. 通过三个阶段的迭代优化, 孪生数据不断更新与扩充, 并对炼铁生产过程优化方法进行不断更新和完善. 流程行业生产线的自组织运行与调度是由于涉及流程广, 对模型精度要求高, 其基础需要完备的数字孪生体的建立和完善的虚实数据量的积累, 是现阶段亟需克服的难点.

## 5 结束语

流程工业具有生产过程复杂、过程建模繁琐、工序间耦合强、全局优化困难等特点, 使得流程工业面临资源利用效率偏低、能耗物耗较高、生产成本高、环境污染较严重等问题. 本文针对流程工业生产特点, 提出数字孪生技术在流程工业运用的愿景功能, 介绍如何通过数字孪生解决流程工业建模复杂和协同优化难的问题, 探讨了构建流程工业数字孪生系统的关键技术, 并以炼铁生产线为例, 展示了数字孪生技术在其中提供的数字化学习工厂、炼铁过程协同优化、炼铁过程故障诊断与设备维护、炼铁过程自组织运行等解决方案, 为流程工业数字孪生系统的研究开发与推广应用提供案例. 虚实结合的数字孪生系统, 可以为流程工业提供从产品生产到企业规划的一系列应用, 有效提高生产质量, 实现节能减排, 促进企业高质量发展. 在未来几年, 我们亟需进一步研究提高流程工业数字孪生体精度、数字孪生体与物理实体自主交互安全性等问题, 并促进数字孪生技术在流程工业的应用推广, 推动流程工业数字孪生技术的发展.

## References

- 1 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  
(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)
- 2 Wang Wei-Xing. Energy consumption status and energy saving potential analysis of iron and steel industry. *China Steel*, 2011, (4): 19–22  
(王维兴. 钢铁工业能耗现状和节能潜力分析. *中国钢铁业*, 2011,



- (4): 19–22)
- 3 Zhang Shou-Rong. Systematic energy saving in ironmaking—the priority to be paid in technological progress of China's steel industry in the 21st century. *Iron and Steel*, 2005, **40**(5): 1–4 (张寿荣. 炼铁系统节能——我国钢铁工业 21 世纪技术进步的重点. *钢铁*, 2005, **40**(5): 1–4)
  - 4 Soni R, Tanmay D, Twinkle, Bhatia M. Digital twin: Intersection of mind and machine. *International Journal of Computational Intelligence and IoT*, 2019, **2**(3): 667–670
  - 5 Grieves M W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises. *International Journal of Product Development*, 2005, **2**(1–2): 71–84
  - 6 Grieves M. *Virtually Perfect: Driving Innovative and Lean Products through Product Lifecycle Management*. Space Coast Press, 2011.
  - 7 Glaessgen E H, Stargel D S. The digital twin paradigm for future NASA and U.S. air force vehicles. In: Proceedings of the 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Honolulu, USA: AIAA, 2012. 1818–1832
  - 8 Gockel B T, Tudor A W, Brandyberry M D, Penmetsa R C, Tuegel E J. Challenges with structural life forecasting using realistic mission profiles. In: Proceedings of the 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Honolulu, USA: AIAA, 2012. 1813–1817
  - 9 Shafto M, Conroy M, Doyle R, Glaessgen E, Kemp C, LeMoigne J, et al. Modeling, Simulation, Information Technology and Processing Roadmap. Technical Report, National Aeronautics and Space Administration, Washington, USA, 2012.
  - 10 Tao F, Zhang H, Liu A, Nee A Y C. Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, **15**(4): 2405–2415
  - 11 Tao Fei, Liu Wei-Ran, Zhang Meng, Hu Tian-Liang, Qi Qing-Lin, Zhang He, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, **25**(1): 1–18 (陶飞, 刘蔚然, 张萌, 胡天亮, 戚庆林, 张贺, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用. *计算机集成制造系统*, 2019, **25**(1): 1–18)
  - 12 Kritzinger W, Karner M, Traar G, Henjes J, Sihn W. Digital twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 2018, **51**(11): 1016–1022
  - 13 Vachálek J, Bartalský L, Rovný O, Šišmišová D, Morháč M, Lokšík M. The digital twin of an industrial production line within the industry 4.0 concept. In: Proceedings of the 21st International Conference on Process Control. Strbske Pleso, Slovakia: IEEE, 2017. 258–262
  - 14 Wang Zhong-Jie, Xie Lu-Lu. Cyber-physical systems: A survey. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(10): 1157–1166 (王中杰, 谢璐璐. 信息物理融合系统研究综述. *自动化学报*, 2011, **37**(10): 1157–1166)
  - 15 Rosen R, Von Wichert G, Lo G, Bettenhausen K D. About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, **48**(3): 567–572
  - 16 Zhuang Cun-Bo, Liu Jian-Hua, Xiong Hui, Ding Xiao-Yu, Liu Shao-Li, Weng Gang. The connotation, architecture and development trend of product digital twin. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, **23**(4): 753–768 (庄存波, 刘检华, 熊辉, 丁晓宇, 刘少丽, 瓮刚. 产品数字孪生体的内涵、体系结构及其发展趋势. *计算机集成制造系统*, 2017, **23**(4): 753–768)
  - 17 Alam K M, El Saddik A. C2PS: A digital twin architecture reference model for the cloud-based cyber-physical systems. *IEEE Access*, 2017, **5**: 2050–2062
  - 18 Arnold C, Kiel D, Voigt K-I. Innovative business models for the industrial internet of things: Innovative Geschäftsmodelle für Industrie 4.0. *BHM Berg-und Hüttenmännische Monatshefte*, 2017, **162**(9): 371–381
  - 19 Sun Qiu-Ye, Teng Fei, Zhang Hua-Guang. Energy internet and its key control issues. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(2): 176–194 (孙秋野, 滕菲, 张化光. 能源互联网及其关键控制问题. *自动化学报*, 2017, **43**(2): 176–194)
  - 20 Madni A M, Madni C C, Lucero S D. Leveraging digital twin technology in model-based systems engineering. *Systems*, 2019, **7**(1): Article No. 7
  - 21 Xu L D, He W, Li S C. Internet of things in industries: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, **10**(4): 2233–2243
  - 22 Schluse M, Rossmann J. From simulation to experimentable digital twins: Simulation-based development and operation of complex technical systems. In: Proceedings of the 2016 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE). Edinburgh, United Kingdom: IEEE, 2016. 1–6
  - 23 Jin H P, Chen X G, Yang J W, Zhang H, Wang L, Wu L. Multi-model adaptive soft sensor modeling method using local learning and online support vector regression for nonlinear time-variant batch processes. *Chemical Engineering Science*, 2015, **131**: 282–303
  - 24 Azevedo A, Almeida A. Factory templates for digital factories framework. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, 2011, **27**(4): 755–771
  - 25 Bracht U, Masurat T. The digital factory between vision and reality. *Computers in Industry*, 2005, **56**(4): 325–333
  - 26 Zhang Rui. Research on Multi-level Data Reconciliation in Process Industry [Ph.D. dissertation], Zhejiang University, China, 2018. (张睿. 流程工业多层次数据校正研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2018.)
  - 27 Minerva R, Crespi N. Digital twins: Properties, software frameworks, and application scenarios. *IT Professional*, 2021, **23**(1): 51–55
  - 28 Chakraborty S, Adhikari S, Ganguli R. The role of surrogate models in the development of digital twins of dynamic systems. *Applied Mathematical Modelling*, 2021, **90**: 662–681
  - 29 Mandolla C, Petruzzelli A M, Percoco G, Urbinati A. Building a digital twin for additive manufacturing through the exploitation of blockchain: A case analysis of the aircraft industry. *Computers in Industry*, 2019, **109**: 134–152
  - 30 Yang Lin-Yao, Chen Si-Yuan, Wang Xiao, Zhang Jun, Wang Cheng-Hong. Digital twins and parallel systems: State of the art, comparisons and prospect. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(11): 2001–2031 (杨林瑶, 陈思远, 王晓, 张俊, 王成红. 数字孪生与平行系统: 发展现状、对比及展望. *自动化学报*, 2019, **45**(11): 2001–2031)
  - 31 Liu Da-Tong, Guo Kai, Wang Ben-Kuan, Peng Yu. Summary and perspective survey on digital twin technology. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, **39**(11): 1–10 (刘大同, 郭凯, 王本宽, 彭宇. 数字孪生技术综述与展望. *仪器仪表学报*, 2018, **39**(11): 1–10)
  - 32 Ren S Q, He K M, Girshick R, Sun J. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, **39**(6): 1137–1149
  - 33 Alshemali B, Kalita J. Improving the reliability of deep neural networks in NLP: A review. *Knowledge-Based Systems*, 2020, **191**: Article No. 105210
  - 34 Yang L, Chen M, Zhu Q, Yang T, Wang C, Xie H B. Development of a small-diameter and high-resolution industrial endoscope with CMOS image sensor. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2019, **296**: 17–23

- 35 Fang L, Wang J N, Xiong R. A coarse-to-fine approach for industrial meter detection and its application. In: Proceedings of the 2016 IEEE Workshop on Advanced Robotics and Its Social Impacts. Shanghai, China: IEEE, 2016. 214-220
- 36 Haag S, Anderl R. Digital twin-proof of concept. *Manufacturing Letters*, 2018, **15**: 64-66
- 37 He Shao-Ling, Hao Feng-Huan, Liu Peng-Fei, Sang Wei-Bing, Liu Rui, Ge Hui-Liang. High precision fiber Bragg grating pressure sensor with real-time temperature compensation. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, **42**(6): 166-170  
(何少灵, 郝凤欢, 刘鹏飞, 桑卫兵, 刘瑞, 葛辉良. 温度实时补偿的高精度光纤光栅压力传感器. 中国激光, 2015, **42**(6): 166-170)
- 38 Guo R, Li B Q, Sun Y T, Han L. A patrol robot for electric power substation. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Mechatronics and Automation. Changchun, China: IEEE, 2009. 55-59
- 39 Wang Kai. Data-Driven Dynamic Process Modeling and Monitoring [Ph.D. dissertation], Zhejiang University, China, 2019.  
(王凯. 数据驱动的动态过程监测方法 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2019.)
- 40 Ge Z Q, Song Z H. Mixture Bayesian regularization method of PPCA for multimode process monitoring. *AIChE Journal*, 2010, **56**(11): 2838-2849
- 41 Ge Z Q, Song Z H. Maximum-likelihood mixture factor analysis model and its application for process monitoring. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2010, **102**(1): 53-61
- 42 Fatehi A, Huang B. Kalman filtering approach to multi-rate information fusion in the presence of irregular sampling rate and variable measurement delay. *Journal of Process Control*, 2017, **53**: 15-25
- 43 Zimmermann M, Baumann F W, Falkenthal M, Leymann F, Odefey U. Automating the provisioning and integration of analytics tools with data resources in industrial environments using openTOSCA. In: Proceedings of the 21st IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Workshop. Quebec City, Canada: IEEE, 2017. 3-7
- 44 Xu Xing-Wei, Mu Gang, Wang Wen, Shao Guang-Hui, Gao De-Bin, Tao Jia-Qi. Simulation operation mode of power grid based on SCADA and WAMS. *Power System Technology*, 2006, **30**(19): 97-100  
(徐兴伟, 穆钢, 王文, 邵广惠, 高德宾, 陶家琪. 基于 SCADA 和 WAMS 的电网仿真运行方式. 电网技术, 2006, **30**(19): 97-100)
- 45 Chang S Y, Han W, Tang J L, Qi G J, Aggarwal C C, Huang T S. Heterogeneous network embedding via deep architectures. In: Proceedings of the 21st ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Sydney, Australia: ACM, 2015. 119-128
- 46 Gao Y P, Lv H Y, Hou Y Z, Liu J H, Xu W T. Real-time modeling and simulation method of digital twin production line. In: Proceedings of the 8th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). Chongqing, China: IEEE, 2019. 1639-1642
- 47 Miller A M, Alvarez R, Hartman N. Towards an extended model-based definition for the digital twin. *Computer-Aided Design and Applications*, 2018, **15**(6): 880-891
- 48 Gandzha S, Aminov D, Kiessh I, Kosimov B. Application of digital twins technology for analysis of brushless electric machines with axial magnetic flux. In: Proceedings of the 2018 Global Smart Industry Conference (GloSIC). Chelyabinsk, Russia: IEEE, 2018. 1-6
- 49 Liu Y, Chen J. Integrated soft sensor using just-in-time support vector regression and probabilistic analysis for quality prediction of multi-grade processes. *Journal of Process Control*, 2013, **23**(6): 793-804
- 50 Yu J. Online quality prediction of nonlinear and non-Gaussian chemical processes with shifting dynamics using finite mixture model based Gaussian process regression approach. *Chemical Engineering Science*, 2012, **82**: 22-30
- 51 Yi B, Li X B, Yang Y. Heterogeneous model integration of complex mechanical parts based on semantic feature fusion. *Engineering with Computers*, 2017, **33**(4): 797-805
- 52 Feng C, Cui M J, Hodge B M, Zhang J. A data-driven multi-model methodology with deep feature selection for short-term wind forecasting. *Applied Energy*, 2017, **190**: 1245-1257
- 53 Liu Xiang-Guan, Zeng Jiu-Sun, Hao Zhi-Zhong, Lu Zhi-Yong. Multi-model integrated intelligent control expert system for blast furnace ironmaking. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2007, **41**(10): 1637-1642  
(刘祥官, 曾九孙, 郝志忠, 鹿智勇. 多模型集成的高炉炼铁智能控制专家系统. 浙江大学学报(工学版), 2007, **41**(10): 1637-1642)
- 54 Li Wen-Peng, Zhou Ping. Robust regularized RVFLNs modeling of molten iron quality in blast furnace ironmaking. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(4): 721-733  
(李温鹏, 周平. 高炉铁水质量鲁棒正则化随机神经网络建模. 自动化学报, 2020, **46**(4): 721-733)
- 55 Charpentier J C. Perspective on multiscale methodology for product design and engineering. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, **33**(5): 936-946
- 56 Sengupta D, Abraham J P, Ceja M, Gonzalez M A, Ingwersen W W, Ruiz-Mercado G J, et al. Industrial process system assessment: Bridging process engineering and life cycle assessment through multiscale modeling. *Journal of Cleaner Production*, 2015, **90**: 142-152
- 57 Stojanovic N, Milenovic D. Data-driven digital twin approach for process optimization: An industry use case. In: Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Seattle, USA: IEEE, 2018. 4202-4211
- 58 Burdea G C, Coiffet P. *Virtual Reality Technology*. New Jersey: John Wiley & Sons, 2003.
- 59 Zhao Qin-Ping. A survey on virtual reality. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2009, **39**(1): 2-46  
(赵沁平. 虚拟现实综述. 中国科学 F 辑: 信息科学, 2009, **39**(1): 2-46)
- 60 Billingham M, Clark A, Lee G. A survey of augmented reality. *Foundations and Trends® in Human-Computer Interaction*, 2015, **8**(2-3): 73-272
- 61 Brooks F P. What's real about virtual reality? *IEEE Computer Graphics and Applications*, 1999, **19**(6): 16-27
- 62 Fite-Georgel P. Is there a reality in industrial augmented reality? In: Proceedings of the 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Basel, Switzerland: IEEE, 2011. 201-210
- 63 Georgel P, Schroeder P, Benhimane S, Hinterstoisser S, Appel M, Navab N. An industrial augmented reality solution for discrepancy check. In: Proceedings of the 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Nara, Japan: IEEE, 2007. 1-4
- 64 Gavish N, Gutiérrez T, Webel S, Rodríguez J, Peveri M, Bockholt U, et al. Evaluating virtual reality and augmented reality training for industrial maintenance and assembly tasks. *Interactive Learning Environments*, 2015, **23**(6): 778-798
- 65 Minos-Stensrud M, Haakstad O H, Sakseid O, Westby B, Alcocer A. Towards automated 3D reconstruction in SME factories and digital twin model generation. In: Proceedings of the 18th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Daegwallyeong, South Korea: IEEE, 2018. 1777-1781
- 66 Antiosalo J. Platform for industrial internet and digital twin focused education, research, and innovation: Ilmatar the overhead crane. In: Proceedings of the 4th IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT). Singapore, Singapore: IEEE, 2018. 241-244

- 67 Wang J J, Ye L K, Gao R X, Li C, Zhang L B. Digital twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, 2019, **57**(12): 3920–3934
- 68 Lawson D C, Reichard D J, Harkulich J A, Hessmer R, Chand S, Farchmin D W. Industrial Automation App-Store, U.S. Patent 9568908, February 2017.
- 69 He Y, Guo J C, Zheng X L. From surveillance to digital twin: Challenges and recent advances of signal processing for industrial internet of things. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2018, **35**(5): 120–129
- 70 David J, Lobov A, Lanz M. Attaining learning objectives by ontological reasoning using digital twins. *Procedia Manufacturing*, 2019, **31**: 349–355
- 71 Min Q F, Lu Y G, Liu Z Y, Su C, Wang B. Machine learning based digital twin framework for production optimization in petrochemical industry. *International Journal of Information Management*, 2019, **49**: 502–519
- 72 Leng J W, Zhang H, Yan D X, Liu Q, Chen X, Zhang D. Digital twin-driven manufacturing cyber-physical system for parallel controlling of smart workshop. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, **10**(3): 1155–1166
- 73 Martínez G S, Sierla S, Karhela T, Vyatkin V. Automatic generation of a simulation-based digital twin of an industrial process plant. In: Proceedings of the 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Washington, USA: IEEE, 2018. 3084–3089
- 74 Guo J P, Zhao N, Sun L, Zhang S P. Modular based flexible digital twin for factory design. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, **10**(3): 1189–1200
- 75 Jain P, Poon J, Singh J P, Spanos C, Sanders S R, Panda S K. A digital twin approach for fault diagnosis in distributed photovoltaic systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, **35**(1): 940–956
- 76 Xiang F, Zhang Z, Zuo Y, Tao F. Digital twin driven green material optimal-selection towards sustainable manufacturing. *Procedia CIRP*, 2019, **81**: 1290–1294
- 77 Cavalcante I M, Frazzon E M, Forcellini F A, Ivanov D. A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. *International Journal of Information Management*, 2019, **49**: 86–97
- 78 Mohammadi N, Taylor J E. Smart city digital twins. In: Proceedings of the 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Honolulu, USA: IEEE, 2017. 1–5
- 79 DebRoy T, Zhang W, Turner J, Babu S S. Building digital twins of 3d printing machines. *Scripta Materialia*, 2017, **135**: 119–124
- 80 He R, Chen G M, Dong C, Sun S F, Shen X Y. Data-driven digital twin technology for optimized control in process systems. *ISA Transactions*, 2019, **95**: 221–234
- 81 Laaki H, Mische Y, Tammi K. Prototyping a digital twin for real time remote control over mobile networks: Application of remote surgery. *IEEE Access*, 2019, **7**: 20325–20336



**李彦瑞** 浙江大学控制科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为时间序列分析, 工业大数据.

E-mail: liyanrui@zju.edu.cn

**(LI Yan-Rui** Ph.D. candidate at the College of Control Science and Engineering, Zhejiang University. His research interest covers time series modelling and industrial big data.)



**杨春节** 浙江大学控制科学与工程学院教授. 主要研究方向为高炉故障诊断, 工业互联网, 数字孪生. 本文通信作者. E-mail: cjyang999@zju.edu.cn

**(YANG Chun-Jie** Professor at the College of Control Science and Engineering, Zhejiang University. His

research interest covers modeling and fault diagnosis of blast furnace, industrial internet, and digital twin. Corresponding author of this paper.)



**张瀚文** 浙江大学控制科学与工程学院博士后. 主要研究方向为工业过程监测, 设备剩余使用寿命预测, 流程行业数字孪生.

E-mail: zhanghanwen@zju.edu.cn

**(ZHANG Han-Wen** Post-doctoral at the College of Control Science and Engineering, Zhejiang University. Her research interest covers industrial process monitoring, equipment remaining life prediction, and process industry digital twin.)



**李俊方** 浙江大学控制科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为时间序列建模, 工业过程建模与优化.

E-mail: yooo-li@zju.edu.cn

**(LI Jun-Fang** Ph.D. candidate at the College of Control Science and Engineering, Zhejiang University. His research interest covers time series modelling, industrial process modeling and optimization.)