



离散制造系统生产异常管控决策研究进展

马玉山^{1,2}, 史彦军^{3,4*}, 宁诗铎^{3,4}, 李彦梅^{1,2}, 马跃^{3,4}

1. 宁夏大学机械工程学院, 银川 750021

2. 六盘山实验室, 银川 750021

3. 大连理工大学机械工程学院, 大连 116024

4. 高性能精密制造全国重点实验室, 大连 116024

* E-mail: syj@dlut.edu.cn

收稿日期: 2023-12-12; 接受日期: 2024-03-11; 网络版发表日期: 2025-02-24

宁夏回族自治区重点研发计划(编号: 2022BEE02002)、“两区”科技发展规划(编号: 2023LQ02004)和国家重点研发计划(编号: 2022YFE0114200)资助项目

摘要 在智能制造的背景下, 离散制造企业迫切需要提高异常生产过程的管控水平. 因此, 如何充分利用新一代信息技术实现对异常扰动情况的精准快速管控成为加速智能制造进程的关键问题. 本文首先描述了生产异常管控的时序逻辑, 明确了研究的核心问题; 其次, 深入探讨了对生产及异常的表征和建模手段, 包括生产要素的表征、生产过程的建模以及对异常建模的现状等; 再次, 详细阐述了生产异常调度优化的流程, 并对现有研究中的“感知-评估-调度-优化”方法进行了分析; 然后, 还研究了制造过程的闭环控制逻辑, 包括数据采集、异常预测和实时控制等; 随后, 重点关注了新一代人工智能及信息技术在异常管控中的应用, 探讨了其潜在优势和挑战; 最后, 基于当前的研究现状以及智能制造的需求, 对异常管控技术未来的发展趋势进行展望.

关键词 异常管控, 生产建模, 生产调度, 生产过程控制

1 引言

我国经济发展进入新常态, 经济增速换挡、结构调整阵痛、增长动能转换等相互交织, 长期以来主要依靠资源要素投入、规模扩张的粗放型发展模式已难以为继^[1]. 培育增长新动能, 构建制造新体系, 是时代赋予智能制造的使命. 按照制造工艺特点, 制造业总体上可分为流程制造业与离散制造业, 离散制造业包括航天、汽车、阀门、机床等诸多产业, 在我国制造业中占较大比重, 是解决就业等民生问题的重要产业^[2].

随着消费结构升级, 买方市场呈现出更多个性化、定制化和时效性的新要求, 离散制造企业快速提升管理能力是当前智能转型亟需解决的关键问题之一^[3]. 然而, 在实际生产中, 各类不确定因素频繁干扰, 生产任务和计划频繁变更, 给生产过程管控带来了极大的难度和不确定性, 导致生产无法保质保量完成, 影响生产的时效性. 现有异常扰动管控方法人为干预严重, 生产决策效率低下, 且存在工艺流程精细管控手段缺乏、生产现场物料管理优化困难以及工艺全流程数据无法实时记录、追溯、分析和交互等问题. 对离散制

引用格式: 马玉山, 史彦军, 宁诗铎, 等. 离散制造系统生产异常管控决策研究进展. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 397-422

Ma Y S, Shi Y J, Ning S D, et al. Research progress on management and control of abnormal production incidents in discrete manufacturing system (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 397-422, doi: 10.1360/SST-2023-0401

造过程中发生的异常事件进行监测与处理已逐渐成为工业化与信息化融合发展的共性难题, 尤其对于大规模定制化离散制造行业, 异常管控面临的核心矛盾是需要兼顾生产效率、质量一致性等指标的要求。

学术界在相关方面进行了一些研究: 南京航空航天大学的郭宇团队^[4]在利用大数据技术提高离散制造车间生产过程智能管控方法的研究中做了大量工作, 提出了大数据驱动的离散制造车间生产过程“进度预测-瓶颈发现-异常溯源-智能决策”闭环管控机制, 并针对特定应用场景进行了原型系统开发及验证; 东华大学的张洁团队^[5]提出了“关联+预测+调控”的运行分析与决策模式, 进而提出该模式下的方法论体系; 此外, 西北工业大学的张映锋团队^[6]、华中科技大学的高亮团队^[7]以及华南理工大学的姚锡凡团队^[8]等在底层制造资源智能化建模、车间调度协同优化以及大数据驱动的制造模式等方面也做了大量的研究工作。

上述研究为生产过程的智能化管控和决策提供了有力支持, 为不断优化制造流程和提高生产效率开辟了新的途径, 在实际生产中, 更需要将其与生产制造系统的不同层次结合, 确保其有效实施。生产制造系统一般可以分为三个层级, 即计划层、调度层以及执行层^[9,10]。计划层承担着中长期生产规划的任务, 企业资源计划(enterprise resource planning, ERP)系统负责市场需求分析、资源配置、生产目标设定、风险评估等工作, 需要为后续层级的工作提供信息以及模型, 这

个阶段的异常管控重点在于保证交付下一层级的数据及模型的准确性, 同时充分考虑潜在的问题和风险, 制定灵活的目标及总体计划以适应市场变化和可能出现的异常情况; 调度层则通过高级计划排程(advanced planning and scheduling, APS)系统处理更短期、更具体的生产活动, 包括对设备、原材料、人力等资源的具体调配, 异常管控在此层面主要涉及对异常事件的快速反应, 调整生产计划以最小化这些异常的影响; 执行层是生产过程中最直接的操作层面, 制造执行系统(manufacturing execution system, MES)负责实时监控生产过程及预测可能出现的异常情况, 对日常的生产活动以及产生的数据进行管理, 异常管控在执行层的主要任务是监控生产过程是否按照计划有序生产, 同时预测可能出现的异常情况进行主动调控, 快速识别和解决现场的实际问题, 避免问题升级影响生产流程。生产异常管控需要三个层级的紧密协作, 以确保整个生产过程的稳定和高效。针对离散生产制造过程的具体管控需求, 本文深入剖析ERP, APS以及MES等工业软件间的性质与协同机制, 给出离散制造过程的管控业务时序逻辑, 如图1所示。

制造企业一般通过订单驱动生产, 如图1所示, 在接收到订单后, 计划层首先对订单进行核实, 以确保信息准确无误, 这一步骤对于后续的生产活动至关重要, 任何错误都可能导致生产效率下降或资源浪费。确认订单无误后, 计划层根据具体的需求和可用资源情况

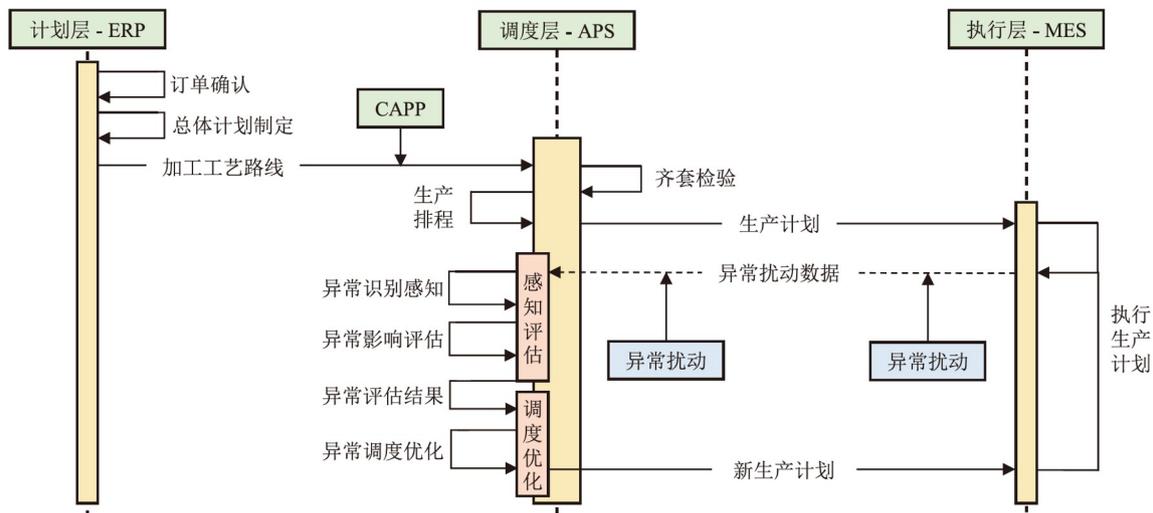


图1 (网络版彩图)生产过程管控的业务时序逻辑
Figure 1 (Color online) Business process control of production timing logic.

制定总体生产计划, 这个计划需要充分考虑潜在的问题和风险, 确保中长期生产过程的稳定、高效和经济性, 对整个生产流程起到了指导作用. 确认总体计划后, 由计算机辅助工艺过程设计(computer aided process planning, CAPP)系统为调度层提供生产工艺的详细路线. 在调度层, 首先进行齐套检验, 确保生产所需的所有材料和资源都已准备就绪. 然后, APS系统利用收集的信息进行生产排程, 安排生产活动的时间、顺序以及设备. 在制定详细的生产计划后, APS系统将计划传输至执行层, 进行计划的具体实施. 在现场的执行过程中, 会出现一系列异常扰动, 如设备故障、材料缺陷等. MES系统会采集异常扰动数据并将其传回调度层, 调度层的“感知-评估”模块会对异常进行识别感知和影响评估, 随后将异常的评估结果传输给“调度-优化”模块, “调度-优化”模块会根据评估结果对现有生产计划进行调整优化, 这一环节是生产异常管控过程中至关重要的一步, 它确保了生产的连续性和灵活性, 能够快速应对生产过程中的各种异常突发情况. 优化后的新生产计划会重新下发给执行层, 新生产计划在执行过程中又会发生异常扰动, 这时, 执行层再将数据传回“感知-评估”模块, “感知-评估”和“调度-优化”模块会重复上文提到的工作, 下发新一轮的生产计划, 周而复始这个过程, 形成“感知-评估-调度-优化”的生产异常管控决策架构, 以减少异常扰动情况对正常

生产活动的影响.

根据上文描述的离散制造系统异常管控业务逻辑, 本文将异常管控关键技术细化为3个部分. (1) 制造系统生产业务与异常建模: 在计划层实施, 有助于理解生产过程中的各种因素和变量, 以更好地处理异常情况, 业务与异常建模可以帮助制定清晰的生产计划和流程, 以减少潜在的异常情况. (2) 模型驱动的多源异常调度优化: 在调度层实施, 通过深入评估异常对生产进程、产品质量和交付时间等的潜在影响, 采取智能决策调整生产流程、重新分配资源或更改生产计划, 以应对异常情况. (3) 数据驱动的生产异常闭环控制: 在执行层实施, 通过生产过程检测技术, 及早发现异常情况, 利用数据分析和机器学习算法, 预测可能发生的异常情况, 进行过程闭环控制. 图2展示了管控技术中各项任务的主要研究内容及衔接关系. 后续章节将按照3个部分及其分工进行回顾和评述现有研究成果.

2 生产异常表征建模

如图2左半部分的生产业务与异常建模所示, 离散制造系统异常管控的前提, 是要对其生产业务与生产异常进行表征建模. 生产异常表征建模分为三部分, 分别是要素表征、过程建模和异常建模. 要素表征作

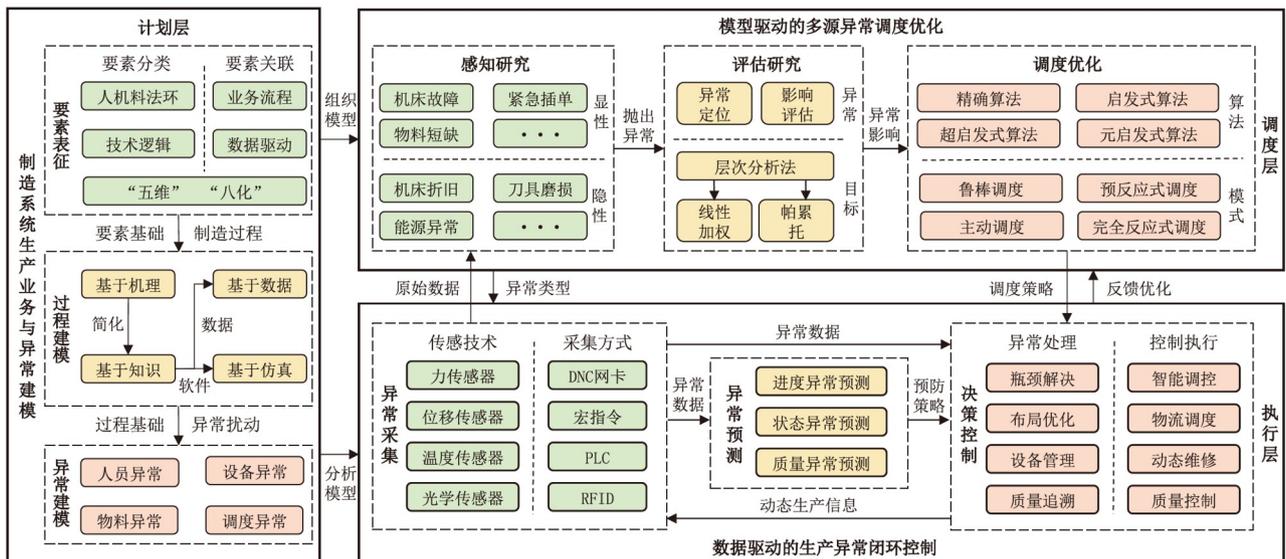


图 2 (网络版彩图)异常管控研究内容
Figure 2 (Color online) Research content on abnormal control.

为建模过程的第一部分, 需要厘清制造系统中生产要素的种类与关联关系; 在要素表征的基础上, 将基本生产要素与实际生产制造过程结合, 通过机理、知识、数据和仿真的方法, 实现对生产过程的建模; 最后在生产过程模型的基础上, 对生产过程中可能出现的异常扰动进行归类, 实现对生产异常的建模。

2.1 要素表征

2.1.1 生产系统要素分类

离散制造系统的基本组成要素可概括为5点, 即人员、机器、物料、方法和环境。人员包括计划制定者和执行者; 机器包括控制设备、加工设备、物流设备、存储设备等; 物料包括原材料、半成品、成品等; 方法包括生产计划和调度机制等; 环境包括虚拟网络环境和现实生产环境等。随着工业物联网和数字孪生(digital twin, DT)等技术的发展, 生产系统要素可根据所使用的技术按照交互逻辑和虚实融合等角度分类。

从内外交互角度, Jiang等人^[11]提出将5个基本组成要素细化为7个生产系统要素, 即控制器、处理器、执行器、缓冲器、实体、物流路径和虚拟服务节点。控制器提供决策服务, 处理器提供加工服务, 执行器提供物料转移服务, 缓冲器提供存储服务, 实体即原材料和半成品, 物流路径即设备间的物流关系, 虚拟服务节点即对生产组织关系、物流逻辑、生产逻辑的高层抽象和映射。从内部交互角度, 刘名远等人^[12]将离散制造系统的生产要素分为主动要素与被动要素, 主动要素作为服务的提供方改变制造系统的状态, 被动要素接受主动要素的服务。主动要素包括加工设备、物流设备、控制设备等, 被动要素包括物料、加工路径等。从虚实融合角度, Tao等人^[13]利用DT五维模型分析生产车间, 将生产要素分为物理实体、虚拟实体、服务、孪生数据和各部分连接。其中物理实体指现实中的生产系统, 虚拟实体指从多尺度对物理实体的数字化镜像, 服务包括支撑DT内部功能的功能性服务和满足不同需求的业务性服务, 孪生数据指生产系统的相关数据与融合, 连接指虚实模型的互通。

2.1.2 生产系统要素关联

在离散制造过程中, 经过分类的生产要素并非孤立存在, 而是彼此之间互相关联, 互相影响, 故明确生产系统中的要素关联在建模的过程中非常重要。针对

复杂离散制造系统, 对要素关联的分析主要采用基于业务流程的抽象分析和基于数据的关联关系挖掘等方法。

业务流程原本是管理应用中的经典概念, 有大量研究将其应用于生产要素关联的分析中。在ISO9000质量体系系统中, 业务流程被认为是一组将输入转化为输出的相互关联或相互作用的活动。目前离散制造领域比较常用的生产业务流程建模方法主要包括: 业务流程建模符号(business process model and notation, BPMN)、集成定义建模(integrated definition methods, IDEF)和Petri网等。BPMN是业务流程倡议组织于2004年发布的一种图形化标记建模方法, 后于2011年定义并规范了执行语义和格式, 更新为2.0版本^[14]。BPMN符号语义丰富且简单直观, 易于实现, 是目前使用最广泛的业务流程可视化描述语言^[15], 但可拓展性低, 不适用于大型复杂的生产制造流程。Hwang等人^[16]利用BPMN进行业务流程建模, 建立了基于物联网的生产模型架构与生产绩效测量流程, 并通过虚拟工厂验证了所提出模型的准确性, 验证了工厂在应对订单大幅度变化需求时的应对调控能力。IDEF为美国空军1981年公布的集成计算机辅助制造工程中的一套结构化系统分析和设计的方法, 目前已发展为从IDEF0到IDEF14一共16套的方法族^[17]。IDEF采用的结构化方法可以迅速构建系统的最终目标和锁定最关键的部分功能, 但是无法全面描述流程细节, 且无法进行动态性建模。Pınarbaşı等人^[18]提出了一种针对飞机工业使用IDEF的柔性制造系统设计方法, 使用该框架提出了系统的布局设计和性能评估方案, 其中综合考虑了柔性制造系统的综合输入、输出、控制和机制, 同时优化了最大利用率和最小化周期时间。Petri网最早由Petri^[19]于1962年提出, 是一种用于描述异步、并发的计算机系统模型。Petri网同时具有严格的数学表述和直观的图形表达两大特点, 使得其既可用于静态的结构分析, 也可用于动态的行为分析^[20], 但其模型复杂, 建模时间长、难度大。Nabi和Aized^[21]开发了一种分层着色Petri网模型来分析柔性制造系统的性能, 提出了一种对轮换混合生产的柔性生产系统进行建模和分析的方法, 研究了各种输入参数对生产流程的影响。杨欣等人^[22]针对混杂生产过程中的异常扰动, 将资源配置混杂Petri网模型与事件逻辑网模型相结合, 构建了动态调度框架模型。

此外, 也有部分研究使用各种数据挖掘手段研究生产要素关联. 璩晶磊等人^[23]从企业积累的制造过程质量数据出发, 提出基于过程质量数据的关联规则挖掘算法, 建立了基于质量数据融合和规则挖掘的离散制造过程监控模型, 以实际工序顺序为约束, 挖掘对各工序质量数据进行关联分析处理, 实现复杂离散制造过程的要素关联分析. 张万达等人^[24]面向复杂时空域下多维多尺度车间数据, 将车间实时在线数据融合进网络模型, 提出一种基于时序聚类-关联挖掘-复杂网络的深度融合建模方法, 构建数据驱动下的多维多尺度智能车间关联网络模型, 实时揭示车间生产工艺数据之间蕴含的生产要素关联规律.

除上述所提到的生产要素表征方法与方式外, 马玉山^[1]还提出了企业数字化转型的“五维八化”. 其理论认为企业可以从管理、技术、装备、物料和制造5个维度以及自动化、数字化、信息化、精益化、网络化、柔性化、可视化、智能化8个路线开展和验证数字化转型. 在生产要素的表征中, 同样可以从上述5个维度对生产要素进行分类, 从上述8个路线寻找生产要素的关联关系.

2.2 过程建模

生产过程建模是对实际工厂制造流程的一种抽象过程, 是对生产要素及其关联关系的同构或同态映射^[25]. 根据所需的先验知识, 现有的研究成果一般可分为基于机理的建模方法、基于知识的建模方法和基于数据的建模方法^[26]. 此外, 基于商业仿真软件的建模也大规模应用于过程建模中.

2.2.1 基于机理的建模方法

基于机理的建模方法是最早被提出的一类过程建模方法, 但受制于复杂模型方程所需的计算能力, 在计算机技术迅速发展前较难投入实际应用. 基于机理建模多以工业过程的核心定律为基础, 通过经验式或半经验式对其进行补充, 建立数学方程组模型, 利用数值计算求解.

目前用于复杂离散制造系统的基于机理建模主要有两种: 数学规划模型(含整数规划模型和线性规划模型)和非线性数学模型. 目前数学规划模型发展较为成熟, 可统一表示制造任务调度的决策变量、约束和目标, 因此在其基础上进行分析的研究占比最多^[27].

Meng等人^[28]针对柔性作业车间的能源消耗问题, 基于空闲时间变量和空闲能量变量两种不同的建模思想, 提出了6种具有关闭/开启策略的混合整数线性规划模型, 相比传统模型降低了生产的总能耗. 非线性数学模型, 即使用连续或离散的变量表示决策变量, 并采用非线性多峰目标函数和约束不等式表示问题的方法. 高更君和罗瑶^[29]针对再制造过程中加工质量不稳定和时间不确定的问题, 构造不确定环境下再制造生产调度模糊模型并转换成确定的单目标非线性规划模型, 应用多层编码遗传算法求解算例.

基于机理的模型有明确的物理含义, 易于理解. 然而, 建立精准机理模型通常通过目标驱动并且需要对生产过程内部有着深入的理解, 针对实际问题和特定目标充分考虑假设和约束来进行优化. 然而, 随着制造系统的复杂化和大型化, 过多的假设和约束可能会使模型与现实之间出现较大偏差, 尽管在大多数情况下它们依然符合初衷, 实现预定的目标, 但是仍需要谨慎对待过度的假设和约束, 因为其在一定程度上限制基于机理的建模方法在实际应用中的适用性.

2.2.2 基于知识的建模方法

基于上述分析, 并非所有场景都能得到精确的机理模型, 故需要对其进行适当的简化, 在机理模型的基础上借助在实际生产中积累的生产经验与专家知识, 通过推理和演绎定性地描述生产过程, 最终建立特定场景下的过程模型, 这类建模方法称为基于知识的建模方法^[30]. 常见的基于知识建模方法有专家系统和模糊推理等.

专家系统从人类专家和工程师处获取在实际生产中的知识和经验, 并整理成具有一定规范格式的规则和框架, 通过计算机模拟人类专家解决问题. Kerr和Ebsary^[31]在一家小型制造公司中建立了一个基于规则的生产调度专家系统, 将熟练生产调度员的知识整理简化为一组规则, 并在监测当前车间状态和预测未来负载的关系数据库上运行, 最终让系统生成人类类似的决策. Li等人^[32]针对扰动情况, 提出了一种生产调度专家仿真系统以辅助排程, 并在某企业的应用中提高了生产效率. 模糊推理由Zadeh^[33]在1965年提出, 可认为是一种不精确的推理, 是通过模糊规则将给定输入转化为输出的过程. 曹政才等人^[34]将自适应模糊推理系统和“鼓-缓冲-绳子”理论相融合, 提出了半导体

生产线的动态调度方法, 依靠根据生产线运行过程中积累的大量历史与实时数据, 构建紧急订单相关信息预测模型. Abd等人^[35]将模糊逻辑推理与田口方法相结合, 用于处理机器人柔性装配单元动态调度的多目标优化问题, 开发了一种基于多性能特征指数的模糊逻辑方法来导出最优解决方案.

基于知识的建模方法在不建立精确的机理模型的情况下, 依然可以对模型进行解释和应用. 但是该方法极其依赖前期的知识积累, 对生产人员的水平有较高要求, 且复杂系统往往需要较长的时间才能积累足够的知识和经验, 这些因素同样限制了基于知识的建模方法的实际应用.

2.2.3 基于数据的建模方法

随着工业过程数字化和智能化水平的提升, 大量的过程数据被收集在计算机中, 由于这些数据蕴含丰富的信息, 基于数据的建模方法应运而生. 基于数据的模型是一个黑箱模型, 研究中往往忽略内部机理, 只关注输入和输出.

在离散制造过程建模中, 基于数据的模型主要强调基于历史数据、实时数据及相关调度仿真数据, 采用神经网络、粗糙集、支持向量机、模糊集主成分分析以及进化计算等理论和方法建立基于数据的生产过程相关调度模型^[36]. 范赛特^[37]基于工业过程的建模与异常故障分类实际需求, 针对半监督问题和不平衡问题, 提出了一种基于强化学习(reinforcement learning, RL)的工业过程建模方法. Wang等人^[38]提出了一种用于动态作业车间调度的数据驱动的仿真优化框架, 该框架依靠数据交换机制, 基于车间数据实时更新制造过程模型.

2.2.4 基于仿真的建模方法

随着计算机技术的进步, 仿真软件从20世纪50年代中期开始逐渐发展起来. 仿真的本质可以认为是一种专家系统, 是专家系统在计算机技术支持下的可视化表示.

仿真软件提供了一种安全、成本效益高、时间效率高的方式来模拟和研究各种系统和场景, 但仿真方法多适合研究解的可行性, 难以保证解的最优性, 且仿真模型本身也必须先通过验证才能投入使用, 故系统仿真多用于评价和验证, 为决策提供支撑手段, 起

辅助决策作用. 目前常用的商业仿真软件及其对比如表1所示^[39]. 潘燕春等人^[40]利用Arena提出虚拟抢占规则, 实现了车间作业排序问题的仿真建模. 王玉和刘昶^[41]利用ExtendSim建立半导体封装生产线的仿真模型进行动态调度研究. 王海天等人^[42]利用FlexSim建立电商包装作业及仓储作业产线模型并优化工作时间与人工费用. Wang等人^[43]利用AnyLogic构建了基于Agent的车间仿真模型, 验证了提出的处理随机订单到达的优先规则. 郭华等人^[44]利用Plant Simulation验证一个基于工序编码的车间作业排序问题仿真优化方法的有效性.

2.3 异常建模

在离散制造的实际生产过程中会面临一系列异常扰动事件, 这些异常扰动事件会导致实际生产状况与计划生产状况偏离, 原有调度方案效果下降. 对于这些异常扰动事件, Ahmad等人^[45]根据异常的发生位置提出了4个关键的影响维度对其进行分类, 即人员、物料、设备与调度, 分类结果如图3所示. 除了上述对异常的分类方法, 也可以按照异常的表现形式将异常分为显性异常和隐性异常^[46], 图3中的人员疲劳、机床磨损及刀具磨损等随着生产过程逐渐累积影响生产计划的异常, 称为隐性异常, 其他直接中断生产过程的异常称为显性异常.

人员异常指制造流程中的操作人员受主客观条件影响, 工作效率无法始终保持一致. 郭鹏等人^[47]针对生产制造过程中的工人疲劳问题, 在人机双资源约束柔性作业车间调度问题的基础上, 以最小化完工时间为目标, 构建混合整数规划模型, 提出改进的自适应大规模邻域搜索算法, 以解决工件排序、机器分配、工人指派等子问题. 物料异常指制造流程中的各种物料的实际参数与初始规划条件不一致. 陆志强等人^[48]针对物料供给不确定环境下的飞机移动生产线动态调度问题, 提出了基于支持向量数据描述技术的动态调度算法, 求解不同物料供给延期情形下的调度模型. 设备异常指制造流程中的加工和运输设备受磨损故障等影响, 无法按理论效率工作. 付梅等人^[49]针对机器故障问题, 以尽可能减少重调度对既定零部件生产现场秩序的影响为目标, 构建了故障条件下的作业车间稳定性调度优化模型, 采用二进制树方法准确提取受影响工序集, 减小了工件的工序开工时间偏差. 调度

表 1 生产仿真软件及其对比^[39]

Table 1 Production simulation software and its comparison ^[39]

仿真软件	资源驱动	任务驱动	基于代理	基于对象	事件调度法	活动扫描法	进程交互法	三阶段扫描法
Arena	√	-	-	√	-	-	√	-
ExtendSim	√	√	-	√	-	√	-	-
FlexSim	√	√	-	√	-	√	√	-
AnyLogic	-	√	√	√	-	-	-	√
Plant Simulation	-	√	-	√	√	-	-	√

异常指实际制造计划受市场需求和加工能力的影响发生改变。朱赟海等人^[50]针对车间生产过程中出现以订单扰动为代表的任务扰动问题，建立了以完工时间、机器等待时间、总拖期时间和工件偏差时间为优化目标的多目标动态调度模型，提出一种基于工件延迟容忍度的自适应调度策略。

3 生产异常调度优化

模型驱动的生产异常调度优化是在制造系统的生产业务模型的基础上，在一定时间内将多个生产任务分配给有限个处理单元，并能够对突发的异常事件进行处理。如图2右上部分所示，首先需要对异常进行感知分类，确定异常的种类和位置；然后，需要对异常进行评估，评估出其对生产过程和生产目标的影响；最后

根据评估结果，对生产进行调度优化，提高车间效率，从而形成“异常感知-异常评估-调度优化”的决策体系，指导制造过程。

3.1 感知研究

离散制造系统中的异常感知过程需要实时监控设备状态、生产流程和资源分配结果，以便快速、精准地识别异常，为生成纠正措施提供数据支持^[51]。其利用各类传感设备收集实时生产数据，并及时进行处理，从而降低异常事件对生产过程的影响，以实现智能化和高效化的车间调度管理^[52]。上文提到，根据异常的表现形式可将其分为显性异常和隐性异常，在对异常的感知过程中，对两种异常的感知略有差别。

显性异常主要指直接影响到生产系统制造过程的异常，例如机器故障、紧急订单和材料供应短缺等。这些异常是易于预测和捕获的，通过记录与分析显性异常的发生，进行针对性调整可以降低异常带来的影响。对于物料短缺、库存错误、机加工时间异常等，Zhang等人^[53]利用无线射频(radio frequency identification, RFID)技术，对智能制造车间工件异常状态进行状态检测，该技术实现了面向实时的工件监控，以及面向历史的工件追踪，这为智能制造离散车间的主动调度提供了依据。除上述异常，Huang等人^[54]还考虑了缓冲物料的累积与短缺等异常，其充分利用丰富的物联网数据(包括RFID、视觉传感网络、各类传感器)，提出了一种加权模糊c均值的聚类方法来检测生产过程中的异常情况，通过建立时空数据模型，根据“最大相关-最小冗余”原则，对异常状态进行追踪。为了提高检测的实时性，崔世婷等人^[55]提出了一种增量式无监督学习的车间生产异常检测方法，该方法使用增强自组织增量神经网络实时检测上述生产异常，并根据当前生产数据在线更新模型，以适应数据分布的动态变化，

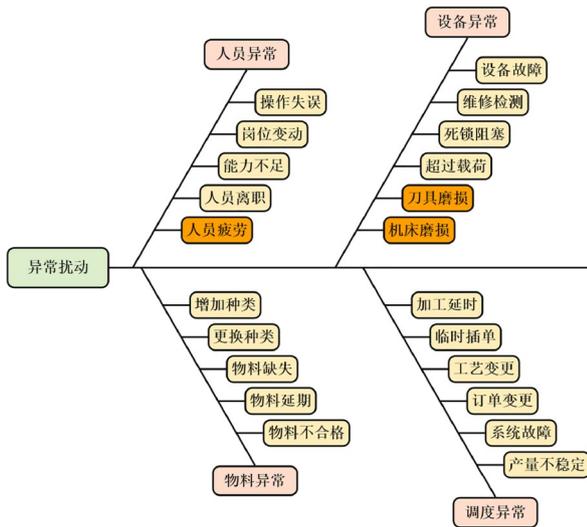


图 3 (网络版彩图)生产异常扰动分类

Figure 3 (Color online) Classification of production abnormal disturbances.

提高模型检测准确率。

隐性异常主要指参与生产的人员、设备等的持续工作逐渐影响生产系统制造过程的异常^[46], 例如工具磨损、机床退化、人员疲劳等。这些异常往往难以预测和捕获, 需要建立相应的监控机制和预警系统, 以便及时发现并处理这些异常。Zhang等人^[56]利用K均值聚类方法对生产大数据、能耗大数据进行分类, 通过挖掘能耗数据的关联关系来反映机床状态、刀具磨损等隐性异常, 以协助生产决策。徐开心等人^[57]利用贝叶斯网络对织机设备正常数据点、偏离异常点和不活跃异常点3类数据类型的概率分布进行推理, 定位异常数据发生的时间点和异常类型。

此外, 一些研究工作同时研究了上述两类异常。Chen等人^[58]设计开发了基于物联网的离散制造自动质量检测系统, 该系统通过集成生产现场的各种智能设备, 采集车间内各工艺、设备的实时状态数据信息, 为生产数据的实时分析处理提供数据源, 能够及时地对于工具磨损、材料短缺等异常做出反应。

3.2 评估研究

3.2.1 异常评估

异常评估是指当生产过程发生异常扰动时, 及时定位异常位置, 同时预估该异常对于生产过程的影响, 及时做出决策, 减小异常带来的损失。如图3所示, 根据发生的位置, 可从人员、物料、设备和调度方面进行异常影响的评估。

针对设备故障和人员缺岗, 黄媛等人^[59]基于局部时间窗调度思想构造包含动态扰动分析、动态扰动评估以及动态调度方法在内的三层动态调度系统, 并采用基于局部时间窗竞标的协商应答机制, 评估动态扰动事件的影响。针对加工工艺和调度异常, 吕岩等人^[60]提出了一种考虑扰动事件的加工工艺参数与车间动态调度综合优化方法, 在对工序和机床进行动态决策时, 对扰动事件进行评估, 建立了工艺参数与调度方案动态决策机制。在考虑订单扰动对于生产加工的影响方面, 朱赟海等人^[50]通过工件延迟容忍度判断动态调度方式, 按照订单扰动事件对生产线的扰动程度将扰动事件分为3个等级, 对不同等级采取不同的调度策略。Zeng等人^[61]综合考虑订单优先级、线路工作量平衡和耗时等现实因素, 设计了三级方案评估系统, 有利于提高生产效率和企业效益最大化。以人、

设备、物料和调度为扰动资源要素的多源异常, 仇永涛^[62]针对车间异常构建了以服务、质量和价格为评价指标, 对于潜在扰动, 建立了理想作业时间流和实际作业时间流数学模型, 并以此为基础提出潜在扰动时间概念, 反映了扰动对离散车间作业的影响。

3.2.2 目标评估

目标评估可以将不易评价的生产计划问题进行量化, 有助于评估人力、设备、原材料和能源的使用情况, 提高资源利用率, 为调度优化提供理论依据。然而, 由于离散制造业的特殊性, 难以提出一种通用的离散车间生产计划评价指标体系^[63], 故需要针对具体问题构建满足要求的指标体系。评价指标建立方法包括综合法、层次分析法、交叉属性法等^[64]。其中, 最为常用的方法是层次分析法, 其是在分析评价客体战略目标的基础上, 将战略目标细分为多个分目标, 为每个分目标选取具体的指标, 最终形成综合评价指标体系。如图4所示, 为一种目标综合评价方法^[62-65]。

在一些情况下, 需要综合考虑多个目标, 指标之间容易存在一个目标的优化以其他目标劣化为代价的情况, 因此很难出现满足所有指标的最优解, 需要在指标之间做出协调和折中处理, 使总体的目标尽可能地达到最优^[66], 其被称为多目标评估。常用的多目标求解方法主要有两种: 线性加权方法和帕累托方法。

线性加权方法是指通过将不同的目标函数赋相应的权重, 把多目标问题转换为单目标问题进行解决。赋权方式可分为以下3种: 主观赋权法、客观赋权法以及组合赋权法。主观赋权法是一种建立在工作人员经验基础上, 并结合该领域专家的建议来确定指标权重的方法。阎瑞霞等人^[67]依据专家与群组其他专家赋权结果以及与群组专家赋权结果平均值之间的一致性程度来确定专家权重。客观赋权法是一种通过收集评价对象的实际数据并依据这些统计数据所提供的客观信息, 运用多种统计技术来确定指标权重的方法。Xiong等人^[68]利用仿真模型预测了车间生产条件变化时的总能耗, 研究机器故障率、运输量占比、生产方案等影响因素对能耗、完工时间和机器利用率的影响, 寻找节能和提高生产效率的机会, 并基于相关模型, 对于车间层面的冲压能耗进行了评估。组合赋权法, 是利用主观赋权法和客观赋权法所得的赋权结果进行组合的方法。罗樟圳等人^[65]针对离散车间生产, 提出一

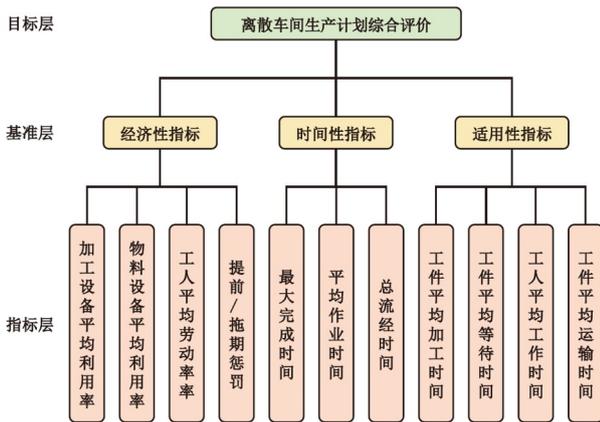


图4 (网络版彩图)离散车间生产计划综合评价
Figure 4 (Color online) Comprehensive evaluation of production planning in discrete workshops.

一种基于组合赋权的离散车间生产计划综合评价方法,通过组合赋权法,得到组合权重,能够更加全面、科学地对离散车间生产计划情况进行综合评价,从而提升离散车间制定生产计划的水平.与线性加权方法不同,帕累托方法完全基于原始数据,其优化的结果是在帕累托前沿上取得的一个最优解的解集,从解集中选择需要的解来优化配置资源.常用的评价解集优劣的指标有C-指标(convergence index)、IGD指标(inverted generational distance index)、超体积指标(hypervolume index, HV)等. Wu等人^[69]使用C-指标来判断算法的收敛性,使获得的解集具有更好的近似和分布. Guo等人^[70]提出了一种基于多目标进化算法的资源协同分配策略的有效解决方案,使用IGD指标评价搜索过程中获得的解的质量.在多目标优化领域, HV指标是应用最广泛的评价指标, Duo等人^[71]使用HV评价算法的全局搜索能力, HV可以测量分布均匀性,被认为是目前评估多样性的最有效指标调度优化.

3.3 调度优化

生产调度问题是制造业中重要的组成部分,调度的任务是为每个加工对象确定具体的加工路径、时间、机器和加工方式等.需要在异常评估的基础上,对现有生产计划进行更改,或者在进行生产计划的制定时就充分考虑可能出现的异常.由于异常扰动的存在,导致实际制造系统是动态变化的,使得静态车间调度难以满足实际制造系统对频发的动态事件实时响应的

要求.由此,需要充分考虑加工制造的实时性特点,选用不同的调度模式进行生产计划的制定,在制定的过程中,针对具体问题选择具体的调度算法.

3.3.1 调度算法

调度算法可分为精确算法、启发式算法(heuristic)、超启发式算法(hyper-heuristic, HH)、元启发式算法(metaheuristic, MH)等.几类算法的比较比较如表2所示.

(1) 精确算法

精确算法的核心思想是通过系统性的方法搜索解空间,确保找到全局最优解.不同的问题可能需要采用不同的策略和技巧,这需要根据问题的规模和特性来确定.王银玲等人^[72]对带运输的单机在线调度问题进行了深入研究,归纳出工件满足一致性条件的模型,基于贪心思想提出了一种在线算法,并证明该种算法是该问题下的最优在线调度算法.谢金慧和陈峰^[73]面向节能无关联平行机调度模型,建立混合整数线性规划模型,并提出了求解该模型的分支定界算法.

(2) 启发式算法

启发式算法是根据一定规则直接将工件指派给加工机器,其是求解复杂动态问题最简单、最有效的方式.在实际制造过程中,启发式算法是很多中小型制造企业生产排程的首选方式^[74].为了提高异常扰动状态下的处理能力,可以将简单规则进行组合得到复合规则,其对于处理复杂的、动态的和不可预测的生产环境有更好的适应性. T'Kindt等人^[75]将分支定界算法与启发式算法相结合,在多达35个作业测试中认为是有效的,实现了总完工时间最小的目标. Zupan等人^[76]将启发式算法与离散车间相结合,考虑了11种不同的优先级规则和场景,得到所有订单的最小流程时间、工作场所的最大平均利用率和订单的最小等待时间三个目标函数的最优值.

(3) 超启发式算法

与启发式算法不同,超启发式算法不是直接解决生产调度问题,而是通过选择或生成启发式算法来解决生产调度问题^[77].超启发式算法主要是设计、选择或组合不同的启发式算法,以解决复杂的优化问题,其通过使用高层次策略(high-level strategy, HLS)操纵一组低层次启发式算法(low-level heuristics, LLH),以此方式来获得基于求解该问题的新型启发式算法^[78],

表 2 调度算法比较

Table 2 Comparison of scheduling algorithms

算法类别	原理	常见算法	优点	缺点
精确算法	根据系统性的方法搜索解空间	动态规划、分支定界法等	能够确保找到全局最优解	对于规模较大的复杂问题求解乏力
启发式算法	根据制定的规则, 选择合适的任务排列顺序	工序最短操作时间优先、工件最短加工时间优先、最大完工时间优先等	简单、高效、灵活性高等	对于大规模问题, 很难有效处理生产约束, 多目标问题乏力
超启发式算法	根据搜索进展和问题的性质来动态选择和组合不同的启发式算法	遗传编程式、基因编程表达式等	更高效地搜索解空间, 提高搜索空间的多样性	算法的设计和实现相对复杂, 需要考虑多种启发式算法的组合和切换策略, 以及参数的调整和学习机制
元启发式算法	根据具体问题确定特定的搜索算法	粒子群算法、遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索算法等	更好地适应车间调度的具体特性, 并加入了随机性元素, 能够更加充分地搜索解空间	设计、实现相对比较复杂, 需要较大的计算开销, 并且不能够保证找到问题的最优解

被广泛地应用于异常管理. Li^[79]提出了一种由高低层次组成的超启发式改进遗传算法, 在低层将粒子群算法封装为微扰算子, 高层采用改进的遗传算法, 具有良好的全局搜索性能, 并设计了具有清晰全局-局部划分的高低协调机制, 能够根据不同任务的特性, 生成不同的生产调度方案. Lin^[80]提出了一种有效的基于回溯搜索的超启发式方法来解决柔性作业车间调度问题, 在低层次使用6种简单高效的启发式方法构建了一套低级启发式方法, 高层则引入回溯搜索算法作为高级策略来管理低级启发式算法在解域上的操作.

(4) 元启发式算法

相较于启发式算法, 元启发式算法不是为特定问题设计的, 而是通用的搜索方法, 用于解决各种类型的组合优化问题. 元启发式算法主要包含: 进化计算(evolutionary computation, EC)、群体智能(swarm intelligence, SI)等. 进化计算采用遗传算子(交叉、变异和选择)的思想指导搜索, 群体智能算法其特点是通过群体中的协作寻找到问题的全局最优解^[81]. MH逐渐被应用于动态作业车间的订单扰动和机器故障等异常, 并且MH具有较强的鲁棒性.

在离散制造系统中, 订单的更改、撤销, 紧急插单等异常时常发生. Zhang等人^[82]提出了一种基于混合遗传算法和禁忌搜索的重新调度方法, 充分考虑加工的稳定性和连续性, 生成混合的周期性和事件驱动的重调度策略, 用于动态事件的连续处理. Demir和Erden^[83]使用遗传算法求解作业随机到达车间的动态集成流程规划调度, 并最小化截止日期、机器故障的影响. Huang等人^[84]为解决异常事件导致的效率低下

问题, 使用基于遗传模拟退火的聚类算法, 建立多目标车间调度模型, 以预测异常事件对加工车间的影响. MH算法能够应用于动态作业车间的另一原因是具有较好的鲁棒性, 能够适应越发复杂的离散加工制造业. Vieira等人^[85]将一个调度计划的理论最大完成时间与基于仿真的平均最大完成时间之间的差异视为鲁棒性指标, 结合遗传算法和离散事件仿真, 对生产计划在实际生产场景下的鲁棒性进行评价. Raza等人^[86]通过设计实验, 证明模拟退火算法的鲁棒性优于Dobson启发式算法和邻域搜索启发式算法, 且实验中模拟退火算法和禁忌搜索算法等元启发式算法呈现出相近的解决方案质量, 体现了元启发式算法的稳定性.

(5) 其他方法

随着人工智能和大数据的广泛应用, 一系列的新兴的智能决策算法, 被逐渐应用到动态车间调度领域中, 例如, 博弈论、边缘计算等. 王晋等人^[87]将算法的稳定性和快速性作为博弈的双方, 通过对紧急加单的情况下的柔性作业车间动态调度问题的研究, 建立了基于博弈论的柔性车间动态调度模型. Zhang和Ji^[88]提出了一种基于EC的生产异常检测方法, 该方法将制造系统能耗数据与异常分析的结合, 并建立了一种基于长短期记忆网络的能耗数据预处理和生产异常检测方法, 通过挖掘隐性异常, 辅助生产过程监控和生产决策, 从而降低生产不良率, 确保生产过程的质量和效率. Zhao等人^[89]将作业车间调度问题转化为基于马尔可夫决策过程的强化学习问题, 提出了基于深度Q网络(deep Q network, DQN)的调度算法, 提高了动态制造环境下自适应调度算法的性能.

3.3.2 调度模式

调度模式主要包括3种^[90]: 完全反应式调度(completely reactive scheduling, CRS)、预反应式调度(predictive reactive scheduling, PRS)、前摄式鲁棒调度(robust scheduling, RS)。

(1) 完全反应式调度

完全反应式调度又称实时调度或在线调度, 其不会预先生成完整的订单调度方案, 而是以实时的方式做出决策, 根据生成结果的正确性和处理时间效率来衡量在线算法的好坏^[91]。Romanuke^[92]提出了基于超启发式算法的在线调度算法, 根据任务依次生成一个时间表, 在每个时间点添加一个作业, 实时对作业进行调度。Ebenlendr和Sgall^[93]提出了一种半在线算法, 在预先给定最优完工时间的情况下, 考虑工件的随即到达, 对每个即将到来的作业进行分配, 来生成最优调度。

(2) 预反应式调度

预反应式调度是一种重调式过程, 它会在初始阶段生成一个完整的调度方案, 每当车间发生动态扰动事件时, 它会根据当前情况生成新的调度方案。目前对于重调度的研究大部分是针对算法层面的改进, 主要的重调度方式有如下3种: 周期性重调度、基于扰动事件的重调度以及周期和事件混合驱动的重调度^[94]。周期性重调度是指每隔一段时间, 利用车间信息重新生成一个调度方案。事件驱动的重调度是指动态扰动事件发生时就进行重调度, 李聪波等人^[95]基于多目标引力搜索算法, 在发生动态事件时, 重新确定车间工件的加工状况及可用信息, 对未进行加工的工件进行重调度。混合型重调度是将周期性重调度与事件驱动重调度相结合得到的调度方式。斯兴瑶等人^[96]考虑固定重调度周期的方式无法有效地反映作业车间的负荷情况, 采用重调度周期与生产车间的负荷成反比的方式来确定重调度周期, 从而反映车间的负荷情况。

(3) 前摄式鲁棒调度

前摄式鲁棒调度是一种考虑未来可能发生的异常事件并预先防范的调度方法^[97]。其根据现有信息充分考虑未来可能发生各种扰动事件生成一个调度方案, 使其能够适应未来生产环境的多变性。鲁棒前摄式调度思想主要分为两大类, 分别是基于资源冗余或时

间冗余和基于大数据预测机制的调度模式。基于冗余的方案是在制定调度方案时通过增加资源或者时间冗余以提高系统的容错率和鲁棒性, 具有预先防范异常事件的思想。汪俊亮等人^[98]针对中小批量环境下加工时间不确定的柔性作业车间调度问题, 采用冗余处理方法构建了以最大完工时间为目标的鲁棒调度模型, 使得该算法在复杂的情况下仍具有较好的性能。侯娅楠等人^[99]通过插入缓冲时间的方式来吸收突发故障的影响, 并设计引入故障概率矩阵的改进遗传算法求解车间调度优化模型, 同时优化调度方案的鲁棒性。基于预测的方案是在动态事件发生之前, 基于生产现场的历史数据和实时数据提前预测异常事件的发生, 进而重新分配制造系统资源, 最小化扰动对生产系统的影响。周尔民等人^[100]通过建立基于DT驱动的扰动事件数据采集框架模型, 实现虚实车间的实时交互映射, 运用概率神经网络对机器故障进行预测, 在此基础上提出车间调度扰动事件调度决策策略。

4 生产异常闭环控制

数据驱动的生产异常闭环控制是基于制造系统生产异常分析模型, 结合生产异常调度优化方法, 形成的从数据采集到感知预测, 再到控制执行的闭环体系。如图2右下部分所示, 生产异常闭环控制体系中, 首先需要高效地采集动态生产信息, 为后续的预测与决策提供精准的原始数据; 然后通过对感知数据的挖掘与分析, 进行异常状态的预测; 根据异常预测结果执行预防性措施, 或者根据实际发生的异常状况进行异常处理, 最终执行情况的反馈信息将用于调度决策的优化。

4.1 异常采集

作为生产异常闭环体系的起始环节, 制造系统异常信息的采集离不开传感技术的应用, 而要有效利用各类传感器获取的原始数据, 就需要进行数据处理, 选择合适的数据采集方式, 并对感知数据进行融合。

4.1.1 传感技术

传感器是离散制造装备的关键核心基础零部件^[101], 通过力传感器、位移传感器、温度传感器和光学传感器等各类传感器采集车间内多种感知对象的参数信息, 准确识别刀具、设备、产品等的异常状态。

力传感器可用于刀具切削力的测量, 切削力是刀具状态的异常信息中, 最直观表现切削过程的动态行为和刀具状态特征的物理量^[102]. Xiao等人^[103]设计了一种新型自感知智能工具, 用于监测超精密加工中的切削力, 可以可靠地监测切削力. 位移传感器也可用于检测刀具异常, Choudhury等人^[104]开发了一种非接触式位移光纤传感器, 通过不断监测刀具磨损引起的工件直径变化来间接监测刀具磨损. 温度传感器可用于检测内部和外部热源使机床部件产生的热变形误差, 以达到对热变形误差进行补偿、提高工件加工精度的目标. Tsai等人^[105]对多个连接到目标机床上的温度传感器进行筛选和排序, 最终使得热补偿模型的精度水平高于未经排序或筛选的模型. 光纤光栅(fibre bragg grating, FBG)传感器是一种尺寸小、电隔离、抗电磁干扰、高精度、高稳定性和具有良好环境适应性的传感器^[106], 可以实现不同类型异常数据的动态感知. Huang等人^[107]提出了一种集成FBG传感器的智能切削刀具, 用于车削切削力测量. 无线传感器网络是指大量传感器按照一定规律分布, 通过无线网络进行数据传输组成的网络^[108]. Yuan等人^[109]构建了一个采集振动信号的无线传感器网络, 如果设备处于异常状态, 则将原始数据发送至现场服务器进行分析和诊断, 该系统及时有效地识别旋转机械的异常状态.

4.1.2 数据处理

离散制造车间应用的传感器种类多、生产数据关联度高、复杂性高、采集难度大^[110]. 根据这些特点, 其常用的数据采集方式包括分布式数控(distributed numerical control, DNC)网卡采集方式、宏指令采集方式、可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)采集方式以及RFID采集方式.

某汽轮机叶片制造厂采用局域网式DNC进行数控机床系统信息的采集, 突破了传统方式的传输速度低、距离短的限制^[111]. 但是DNC网卡采集方式须使用厂商提供的管理软件, 容易受到技术制约, 而基于宏指令的采集方式, 使用者可以自行开发数控系统信息采集软件. 卢锦川和钟海雄^[112]基于此方式开发了一个针对某数控系统的数据采集系统. 宏指令方式的可应用范围窄, 很多车间不具备前面两种采集方式的使用条件, 此时可直接采用PLC设备进行数据采集^[113], 也可以将PLC作为网关, 读取机床接口的数据, 再通过

以太网转发给数据库^[114]. RFID技术通过读取设备和附着在被跟踪物体上的特殊标签之间的通信, 来进行数据采集, 收集的最常见的数据类型是每个对象的位置和类别^[115]. Li等人^[116]建立了基于RFID的数据采集系统, 解决某电机制造企业数据采集效率低、实时性差、安全功能低等问题. Zhang等人^[117]提出一种基于RFID和ZigBee技术的车间生产信息采集系统, 使信息获取更加实时, 生产更加高效. 在离散制造的制造信息采集系统中, 不同传感器的检测数据存在较大差异, 多传感器数据融合的效果直接影响制造执行系统的可靠性. Zuo^[118]提出一种离散制造系统检测数据融合算法, 建立的数据融合模型具有实时性好、融合效果好的优点, 能够提高离散制造系统的可靠性. Liu等人^[119]在决策级融合算法的基础上增加了评价体系, 并提出了动态融合策略, 有效解决了多源数据之间数据规模不一致导致模型融合困难、融合精度低的问题.

4.2 异常预测

从生产过程、设备状态、产品质量3个层次可以将异常预测分为进度异常预测、健康状态预测和产品质量预测. 进度异常是生产过程中普遍面临的问题^[120], 图3中列出的各类扰动都有可能产生生产进度异常, 设备状态异常会影响生产进度和产品质量, 产品质量异常也会对生产进度造成影响, 三者是互相关联的关系.

4.2.1 进度异常预测

进度异常预测用于判断调度策略执行与更新的时机, 所以准确的生产进度异常预测对制造系统的决策与执行具有重要意义, 决策树、神经网络等机器学习方法常用于提升进度异常预测的准确性.

离散制造企业车间生产过程中, 生产进度异常有关的数据数量多、来源复杂、难以有效管控, 针对此类问题, 马超等人^[121]建立基于时序序列上多决策树的车间异常事件预测模型, 保证生产进度异常预测结果的准确性和可靠性. 生产任务延迟完成时间可用于量化生产进度异常, 杨辰等人^[122]以生产异常影响因素的状态信息为数据基础, 将一维原始数据二维化, 作为卷积神经网络的输入, 预测生产任务剩余完成时间. 卷积神经网络等单一模型存在预测精度不稳定、泛化能力弱等问题, 周海浪等人^[123]提出一种基于加权集成学习

的生产进度异常预测方法,进一步纠正预测误差.生产进度异常预测的研究还涉及与新兴技术结合以产生更完备的解决方案,高艺平等人^[97]通过5G技术构建车间多源异构数据互联互通体系,采用深度学习等人工智能技术精准预测异常工况,实现复杂动态制造环境下的车间性能优化.

4.2.2 状态异常预测

与生产进度异常预测关注整个制造过程、由调度算法提供执行策略等特点不同,健康状态预测针对具体的某类生产设备或者某种异常信号,进行算法设计或模型训练,给出预防性维修方案.

滚动轴承是旋转机械中广泛应用的精密机械元件,其健康状态影响着旋转机械设备的安全,张玺君和尚继洋^[124]提出了一种多尺度自适应选择卷积神经网络轴承故障诊断模型,对不同的故障类型进行预测,以提供更精确的维修方案.滚珠丝杠广泛应用于直线传动设备,而从其组件获得的传感器信号是非线性和非平稳的,传统方法难以预测其健康状态.Kundu等人^[125]使用变分模式分解技术来分析窄带宽内的时变多分量传感器信号,以便及时检测滚珠丝杠驱动中的异常情况.从设备健康数据的采集,到状态监测、异常预测、故障诊断、寿命预测、运维决策这一套完备的解决方案被称作故障预测与健康管理工作^[126],其中剩余使用寿命预测为实现准确的预测性维护、减少生产停机时间并增强系统安全性发挥着至关重要的作用.Xia等人^[127]使用混合深度递归神经网络精确估计机器的剩余使用寿命,长短期记忆层和经典神经网络在深层结构中相结合,用于从序列数据中捕获时间信息,该方法在剩余使用寿命预测中表现出优越的性能.

4.2.3 质量异常预测

产品质量在影响生产进度的同时,又与设备健康状态之间相互影响.与进度异常预测、状态异常预测不同的是,质量异常预测是在早期设计阶段对系统参数等的选择提供支持.

面对越来越复杂的制造系统,需要更精确的质量预测模型,针对复杂多阶段产品质量预测精度较低的问题,任黎明等人^[128]提出了数据驱动的复杂多阶段产品质量预测模型,对制造过程中异常工艺参数进行实时优化形成更优的质量分类规则,建立在线质量预测

模型以提高产品质量的预测精度.为了对具有不同类型工业数据的工业过程提供可靠的质量预测,Ren等人^[129]提出了一种基于宽深序列模型的数据驱动方法和一种基于长短期记忆的序列模型,在真实的制造过程数据集上能够有效地进行质量预测.机器在不同数据分布的不同条件下工作时,无法产生令人满意的结果,为了解决这个问题,Wang等人^[130]采用域适应的迁移学习方法,提出了一种用于跨机器产品质量预测的端到端框架,显著改进跨机器产品质量预测性能.

4.3 决策控制

实际生产过程中异常事件难以完全预测并预防,当异常事件发生时,需要进行异常事件处理,结合上一节提到的多种调度算法与调度模式,提供或更新执行策略.

4.3.1 异常处理

对于制造执行过程中产生的进度异常、状态异常、质量异常等异常事件,处理手段包括生产瓶颈解决、车间布局优化、异常设备管理、产品质量追溯等.

在各种异常扰动的影响下,制造系统的薄弱环节会导致生产瓶颈的产生,及时发现及解决生产瓶颈,有助于减少异常情况,提升产出效率.李华华等人^[131]构造生产车间网络模型,综合考虑网络拓扑特性及工作站节点自身特性综合影响,通过仿真实现扰动环境下瓶颈节点的动态识别.邓伟等人^[132]针对生产物流时间瓶颈的加工车间调度问题,给出了瓶颈环节确定方法,建立了基于生产物流时间瓶颈的加工车间调度模型.制造车间的规划和布局对于提升生产力和运输效率具有重要意义,同时有助于避免由物流超时等因素引起的进度异常,保证生产过程的安全.兰安怡等人^[133]改进优化某汽车零件的生产车间,合理布局物流线路,提高了车间设备利用率 and 产品产出量.Liu等人^[134]综合考虑机器分配、机器布局、转运站设置和回路布置等多个方面,进行制造车间的设计,克服了以往研究按顺序解决这些问题的缺陷.为应对设备故障导致的异常情况,设备管理的内容包括对健康状态的实时分析和对异常设备的维修或更换.高贵兵等人^[135]在关键设备上嵌入健康管理模块,实现系统健康状态与影响因素的在线动态分析.针对离散车间传统的现

场设备管理效率低、日常维护成本高等弊端, 吴浩等人^[136]依据设备当前健康等级的评估结果进行设备维护, 建立库存控制模型, 降低备件更换不及时带来的损失. 质量追溯就是利用信息系统记录产品的组成及其生产过程信息, 在发现产品质量缺陷时, 能对异常快速、准确定位和追溯^[137]. 为了实现产品质量在制造执行层面的动态追踪和溯源, 张根保等人^[138]提出了一种基于制造执行系统和计算机辅助工艺设计的动态质量可追溯模式, 建立了动态质量追溯系统的运行模式和体系结构.

4.3.2 控制执行

根据异常预测结果或者异常处理过程中生成的执行策略, 制造执行系统对生产过程进行实时智能调控, 并通过物流调度、设备管理、质量控制等保证生产计划正常执行.

建立制造车间和生产事件的模型, 可以对生产过程进行实时分析和智能调控, Alshraideh等人^[139]提出了一个用于在线过程调控的通用控制框架, 融合了先进机器学习技术的思想, 实验结果表明, 所提出的框架具有优越的性能. 生产物流是工业生产过程中频率高、耗时长、成本高的作业, 具有离散和动态的特点^[140]. 根据物流作业范围不同, 物流调度可分为单车间调度和多车间调度, 目前对于单车间物流调度的研究较多^[141]. Liu等人^[142]研究AGV运输任务的车间调度问题, 提出了一种集成编码方法, 不仅解决了流程选择、操作顺序和机器选择问题, 还解决了AGV的运输任务分配问题. 实际生产场景中, 多车间物流调度涉及上游车间半成品库存与下游车间物料齐套, 相较于单车间调度问题约束条件更复杂、决策变量更多、求解难度更大, 刘钊等人^[143]针对串行异构多车间调度问题, 建立了一种仿真模型与改进的禁忌搜索算法协同优化的机制. 执行阶段对设备的动态维修包含两个方面: 根据状态异常预测结果进行的预防性主动维修和对已出现异常的故障设备的实时维修. 为解决制造系统异常设备的维修决策问题, 何曙光和石枚弘^[144]将生产任务信息、视情维修以及机会维修相结合, 考虑设备关键部件的剩余价值以及可靠性风险, 建立维修决策优化模型, 构建成本最小化目标规划函数并通过仿真算法得到预防性维修的最优值. 质量控制贯穿从原材料到加工成为产品的整个制造过程, Guan等人^[145]

提出的原材料质量控制方法有助于实现优质原材料的持续稳定供应, 可以成为实现异常原料早期检测的有效途径.

5 新型人工智能在异常管控上的应用

随着人工智能在制造过程中的广泛应用, RL、DL、DT、EC、知识图谱(knowledge graph, KG)、大数据等新型技术逐渐被应用到生产过程的异常管控领域中, 以加强对生产现场频发的扰动事件的快速响应和有效处理.

5.1 强化学习

RL是一种机器学习方法, 适用于解决复杂、动态和不断变化的环境中的问题, Agent能够通过与环境(environment)的互动来适应不断变化的条件, 通过试错的方式逐渐学习如何做出在一个特定目标和奖励信号(reward signal)下的最佳行动策略, 即使对于未知的环境, Agent也能够通过不断地学习提高自身的性能.

在计划层面, 赖李媛君等人^[27]调研了应用于工业互联网智能调度建模的6种方法, 在针对工业互联网环境下的制造任务调度和物流任务调度的近五年研究中, 以RL算法的应用研究占比最多, 占27%. 其根本原因在于在生产调度中, 大数据处理环境下的复杂系统构建难、传统分析方式无法应用等问题日益凸显, 因此基于大数据分析的模型和优化技术成为了复杂制造系统优化的研究热潮, 其通过RL和神经网络等方法生成高质量模拟器用以取代常规分析方法^[146]. 彭绍明等人^[147]针对作业车间提出了一种基于平行系统理论的车间调度模型, 实现了调度算法优化和系统演化, 阐述了基于多智能体的人工车间调度系统建模、面向车间调度任务的计算实验方法, 以及面向虚实系统的平行调度方法, 实现了人工系统和实际系统之间的闭环控制, 迭代优化.

在调度与执行层面, 离散制造模式中各类不确定性扰动事件频发、生产任务变更与计划调整频繁, 对算法的自适应能力和泛化能力提出了更高的要求, RL的优势得以凸显. Peng等人^[148]提出了一种基于并行学习框架的生成对抗性网络RL方法, Agent通过对专家计划及基于专家计划生成的方案进行学习, 利用特征间的对立, 增强对于特征的描述, 提高算法的自适应

能力和泛化能力,在不同的异常扰动环境下生成对应的策略.Zhang等人^[149]针对随机作业插入和不可预测机器故障,提出了一种基于深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)的多智能体制造系统,将车间制造设备构建为设备Agent,采用改进的契约网络协议引导多个Agent之间的合作与竞争,从而高效完成个性化订单,使该算法具有较强的泛化能力.此外,异常扰动事件频发,对算法的实时响应能力也提出了较高的要求.Yang等人^[150]研究了基于DRL的动态可重构流水车间的调度与重构的实时并发优化问题,提出了一种变体期望深度Q网络,同时采用了多步学习使训练后的DRL算法的决策时间只有几毫秒,可以满足强扰动环境下的实时调度.Xie等人^[151]针对强扰动动态生产环境下车间调度的实时性要求,提出了一种由感知-认知对偶系统驱动的深度Q网络方法,在调度过程的资源分配和过程排序阶段分别建立Agent并提出双系统RL框架,实现了实体车间和虚拟车间数据的实时交互,可以及时发现生产中的异常状况,预测未来的生产流程以实现实时调度.

5.2 数字孪生

数字孪生是实现智能制造和工业4.0的热点方向,数字孪生可以在整个离散制造系统生命周期中集成实体和虚拟数据,从而产生可分析处理的大量数据,最终通过分析反馈结果提高实体空间中生产系统的性能.如前文所述,生产系统可以借助数字孪生技术实现模型建立和要素表征;可以实现可视化并实时更新状态,从而更精准地监控生产过程,及时调整并优化流程;也可以利用数字孪生中集成的大量数据来辅助调整生产计划^[152].

在调度层,Wu等人^[153]针对隐性扰动提出了以数字孪生为基础的重调度框架,包括物理调度车间、虚拟调度车间、重调度决策服务和孪生数据4个部分.刘钊和吴孟武^[154]提出了一种基于数字孪生的车间重调度方法,分别采用数字孪生虚拟模型与支持向量机分类决策模型识别显性与隐性扰动,通过算法与数字孪生虚拟模型协同优化,得到兼具效率和稳定性的重调度方案.

在执行层,赵浩然等人^[155]提出了一种基于实时信息的生产车间三维可视化实时监控方法,并提出了基于车间运行逻辑建模的数据驱动虚拟车间运行模式,

实现了车间全流程、全要素的动态监控.武颖等人^[156]通过构建物理车间、虚拟车间和车间生产管理系统协同工作的质量管控数字孪生模型,实现了装配过程质量数据的采集、分析与反馈,并以此作为对复杂产品装配过程质量的数据预测.

5.3 边缘计算

边缘计算指在数据产生源附近分析、处理数据.采用边缘计算,将数据放在网络边缘进行处理可以减少数据上传和交互过程,既能够很好地满足离散制造系统对实时管控的需求,由边缘节点迅速做出决策,有助于对异常扰动事件的快速处理,同时避免数据在发送过程中被恶意阻截和篡改的可能,保证了数据安全.

在调度层,Wang等人^[157]提出了一种基于边缘计算的实时数字孪生柔性作业车间调度方法,通过实体车间和虚拟车间之间的实时交互,在边缘节点采用改进的匈牙利算法,能够有效地处理生产过程中意外的、频繁的异常干扰.Yang等人^[158]提出了一种基于边缘计算的软件定义云制造模型,将管控调度逻辑从自动化硬件转移到软件上,引入边缘计算以终端附近的计算和存储能力来补充云.

在执行层,边缘计算低时延的特点可以提高诊断预警的响应速度,实现制造过程的设备实时监控运维.Ashjaei和Bengtsson^[159]提出了一个使用雾计算技术作为工业物联网新技术的平台,以增强制造全过程的智能监测与管控.Ghazal等人^[160]提出了一种边缘雾云架构,用于工业制造过程的热异常监测,在边缘层,携带物联网节点的机器人可以在没有通信网络的情况下实时监测温度.

5.4 知识图谱

知识图谱由现实世界的结构化信息组成,描述实体及其之间的关系.在异常管控领域,知识图谱集成实时异构工业数据,应用相关性分析来识别异常,并进行因果推理.相比于传统的方式,知识图谱更善于处理各种非结构化和多样化的数据,能够有效地支持复杂的关联分析并从中推断出新的知识^[161].

在计划层面,利用工艺知识图谱进行工艺规划已成为计算机辅助工艺规划的重要发展方向^[162],Du等人^[163]提出了一种制造知识关系抽取模型,为制造领域

文本存在的实体密度高、关联性弱等问题提供解决方案。

在调度层面, 将数据转化为知识, 优化个性化订单与制造资源的配置, 是提高企业认知智能生产水平的有效策略, Zhou等人^[164]提出了一种统一的知识图驱动的生产资源分配方法, 这种方法可以有效地提供资源分配所需的相关工程信息, 允许根据资源加工信息和设备评估策略, 针对给定的订单插入任务快速做出资源分配决策。Mo等人^[165]将语义模型和知识图谱应用于可重构, 优化车间布局、资源选择和作业调度。

在执行层面, 知识图谱可以根据存储的维护信息追踪故障^[166], Sarazin等人^[167]提出一种基于知识图谱方法的状态维修专家系统, 以解决传统专家系统的效率、可扩展性和适用性不足的问题, 并以其在航空系统中的应用, 说明该异常检测和诊断解决方案的流程和性能。Wang等人^[168]引入了基于时空图的轴承故障检测和诊断技术, 为现有的故障检测和诊断频谱分析研究提供了重要的扩展。

5.5 大数据技术

离散制造企业在制造过程中产生了海量的制造数据, 企业可以利用大数据技术从海量的数据中, 挖掘和量化数据分布中的特征和数理关系^[5], 从而更方便、高效、精确地分析离散制造车间中复杂的内在关联。通过大数据分析生产过程中的传感器数据、工艺参数和产品质量信息, 对生产异常管控, 从计划、调度和执行三个层面实现对产品质量的实时监控、缺陷预测和质量进行改进。

在计划层面, 通过数据挖掘, 分析多工序、跨流程、异态多构的工艺指标间复杂关联关系提供了依据^[24]。Zhang和Ji^[169]针对离散制造车间的复杂性, 引入数据采集设备, 通过数据挖掘, 对生产状态和碳排放进行数据建模, 提出了一种物联网环境下离散制造车间实时碳效率评估的大数据分析方法。Zhang等人^[170]从制造业大数据中深入挖掘信息, 对高能效制造运营进行管理和分析, 提出了基于网格计算函数的大数据预测算法和模型, 对结果和趋势进行预测。

在调度层, 随着智能传感器在加工车间的广泛部署, 利用制造大数据进行生产预测的需求越来越大, Fang等人^[171]提出了一种基于大数据驱动的作业剩余时间预测方法, 从历史生产数据集中提取代表性特征,

从而对加工剩余时间做出实时预测。肖德凤^[172]通过深入分析异常事件和处理动作的之间的相关联系, 利用大数据技术建立关联关系引擎, 利用双引擎算法实现生产调度。

在执行层, 为了充分利用现代复杂制造系统的大数据资源, 协助管理人员有效地监控事件和状态, 指导生产调度过程, Hu等人^[173]开发了一种基于实时离散事件的监控系统, 考虑用户行为和干扰事件影响, 采用严格的数学技术进行事件构建、状态预测和干扰检测。Guerreiro等人^[174]利用大数据的分布式架构模型, 在不同数据阶段之间进行分布式数据处理, 使具有不同任务和技术的处理节点可以协同工作以完成一项工作, 追求近乎零故障、实时性、更好的可追溯性、制造过程中的更多可预测性。

6 未来发展趋势

生产异常管控是现代制造业走向智能制造的关键, 它旨在通过监测、检测和响应生产中的异常情况, 确保生产全过程的稳定性以及可持续性。未来这一领域将经历深刻的变革, 其受益于前沿科技的不断进步, 包括5G工业互联网技术、人工智能与机器学习技术、云计算技术以及数字孪生技术等。随着上述技术的迅猛发展, 生产环境的连通性会更好。传感器和智能设备的广泛应用使得生产线各个节点都能实时收集数据, 从而提前发现潜在的异常情况。这种实时数据采集和分析将有助于制造企业实现更高的生产效率和资源利用率; 同时, 人工智能和机器学习将在生产异常管控中发挥越来越重要的角色, 基于历史数据的深度学习和模式识别能力使得异常情况的自动检测和分类成为可能, 人工智能系统不仅能够实时识别异常, 还能够根据复杂的数据关联性提供解决方案, 最小化生产过程的停滞时间和资源浪费; 云计算技术将为生产异常管控提供更广泛的支持, 云平台能够存储和处理大规模的生产数据, 为决策者提供实时的洞察力和数据分析能力, 这将有助于制造企业更好地优化其生产流程, 降低成本, 提高质量和可持续性。新一代异常管控技术需要重点解决离散制造系统的生产业务与体系的建模问题、模型驱动的多源异常优化问题及数据驱动的生产异常闭环控制问题, 形成“模型-数据”驱动的生产多源异常协同决策控制机制, 图5为新一代管控技术的总

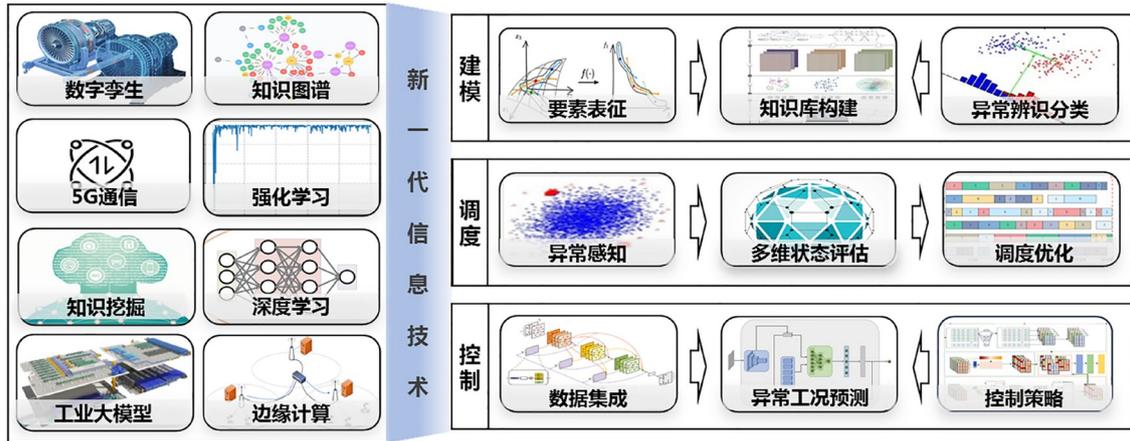


图 5 (网络版彩图)异常管控展望
Figure 5 (Color online) Outlook for abnormal control.

体运行框架。

在“建模”方面，需要厘清离散复杂制造系统的构成要素及关联关系，形成逻辑表征方法；利用知识图谱等技术，研究生产异常风险辨识方法，实现对生产过程中异常情况的精准分类；整理大规模定制化生产先验知识，形成涵盖质量控制标准、设备维护策略以及工艺优化方法等的全面知识库。在“调度”方面，研究生产过程复杂异常状态的感知机理，构建多维度、多层次的异常影响评估模型，实现复杂异常状态的精准感知与评估；研究基于强化学习等新技术的鲁棒性

调度模型与算法，实现针对生产异常的快速响应以及动态优化。在“控制”方面，研究多源异构数据的自适应模型及集成方法；基于业务与异常关联知识，建立生产异常的感知与预测模型；研究基于强化学习等技术的生产异常决策与优化控制策略，实现面向生产异常的精准闭环控制。

总结而言，未来的生产异常管控将借助新一代信息技术，迈向更智能、高效和可持续的制造模式。这将为离散制造业带来更大的竞争优势，推动行业不断向前迈进。

参考文献

- 1 Ma Y S. Intelligent Manufacturing Engineering Theory and Practice (in Chinese). Beijing: China Machine Press, 2021 [马玉山. 智能制造工程理论与实践. 北京: 机械工业出版社, 2021]
- 2 Li X Y, Li Z F, Gao L. Paths for the digital transformation and intelligent upgrade of China's discrete manufacturing industry (in Chinese). Strateg Study CAE, 2021, 24: 64-74 [李新宇, 李昭甫, 高亮. 离散制造业数字化转型与智能化升级路径研究. 中国工程科学, 2022, 24: 64-74]
- 3 Qi E S, Huo Y F, Liu H W. Industrial engineering and lean management for smart manufacturing (in Chinese). China Mech Eng, 2022, 33: 2521-2530 [齐二石, 霍艳芳, 刘洪伟. 面向智能制造的工业工程和精益管理. 中国机械工程, 2022, 33: 2521-2530]
- 4 Fang W G, Guo Y, Huang S H, et al. Big data driven intelligent production control of discrete manufacturing process (in Chinese). J Mech Eng, 2021, 57: 277-291 [方伟光, 郭宇, 黄少华, 等. 大数据驱动的离散制造车间生产过程智能管控方法研究. 机械工程学报, 2021, 57: 277-291]
- 5 Zhang J, Gao L, Qin W, et al. Big-data-driven operational analysis and decision-making methodology in intelligent workshop (in Chinese). Comput Integr Manuf Syst, 2016, 5: 1220-1228 [张洁, 高亮, 秦威, 等. 大数据驱动的智能车间运行分析与决策方法体系. 计算机集成制造系统, 2016, 5: 1220-1228]
- 6 Zhang Y F, Guo Z G, Qian C, et al. Investigation on process-aware based intelligent modeling of bottom layer manufacturing resources and self-adaptive collaborative optimization methodology (in Chinese). J Mech Eng, 2018, 54: 1-10 [张映锋, 郭振刚, 钱成, 等. 基于过程感知的底层

- 制造资源智能化建模及其自适应协同优化方法研究. 机械工程学报, 2018, 54: 1–10]
- 7 Gui L, Li Y Y, Gao L. Research on new neighborhood structure for solving job shop scheduling problem (in Chinese). *J Huazhong Univ Sci Tech (Nat Sci Ed)*, 2021, 7: 103–106 [桂林, 李新宇, 高亮. 作业车间调度问题的新型邻域结构. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 7: 103–106]
 - 8 Yao X F, Zhou J J, Zhang C J. Proactive manufacturing—A big-data driven emerging manufacturing paradigm (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2017, 23: 172–185 [姚锡凡, 周佳军, 张存吉, 等. 主动制造——大数据驱动的新兴制造范式. 计算机集成制造系统, 2017, 23: 172–185]
 - 9 Zheng Z, Zhang S Y, Wang Y Z, et al. Review of research advances in modeling methods for production scheduling in steel mills (in Chinese). *Iron Steel*, 2023, 11: 69–83 [郑忠, 张诗雨, 王永周, 等. 炼钢厂生产调度排程的建模方法研究进展评述. 钢铁, 2023, 11: 69–83]
 - 10 Ouelhadj D, Petrovic S. A survey of dynamic scheduling in manufacturing systems. *J Sched*, 2009, 12: 417–431
 - 11 Jiang H, Qin S, Fu J, et al. How to model and implement connections between physical and virtual models for digital twin application. *J Manuf Syst*, 2021, 58: 36–51
 - 12 Liu M Y, Xie J X, Wu H, et al. Research on workshop logic modeling and simulation based on finite state machine (in Chinese). *J Syst Simul*, 2023, 35: 853–861 [刘名远, 谢家翔, 吴豪, 等. 基于有限状态机的车间逻辑建模与仿真研究. 系统仿真学报, 2023, 35: 853–861]
 - 13 Tao F, Zhang M, Liu Y, et al. Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment. *CIRP Ann*, 2018, 67: 169–172
 - 14 Chen G Z, Pan R, Li L. Survey and research trends of workflow modeling techniques (in Chinese). *Comput Sci*, 2014, 41: 11–17 [陈广智, 潘嵘, 李磊. 工作流建模技术综述及其研究趋势. 计算机科学, 2014, 41: 11–17]
 - 15 Cai Z L, Yi S P. Business process integration modeling method based on business process modeling notation (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2010, 16, 551–557 [蔡章利, 易树平. 基于BPMN的业务流程一体化建模方法. 计算机集成制造系统, 2010, 16: 551–557]
 - 16 Hwang G, Lee J, Park J, et al. Developing performance measurement system for internet of things and smart factory environment. *Int J Prod Res*, 2017, 55: 2590–2602
 - 17 Vernadat F. Enterprise modelling: Research review and outlook. *Comput Ind*, 2020, 122: 103265
 - 18 Pınarbaşı M, Sel Ç, Alağaç H M, et al. Integrated definition modeling and Taguchi analysis of flexible manufacturing systems: aircraft industry application. *Int J Adv Manuf Tech*, 2013, 68: 2169–2183
 - 19 Petri C A. Communication with automata. Dissertation for Doctoral Degree. Darmstadt: Technischen Hochschule Darmstadt, 1962
 - 20 Murata T. Petri nets: Properties, analysis and applications. *Proc IEEE*, 1989, 77: 541–580
 - 21 Nabi H Z, Aized T. Modeling and analysis of carousel-based mixed-model flexible manufacturing system using colored Petri net. *Adv Mech Eng*, 2019, 11: 168781401988974
 - 22 Yang X, Chen M, Fei S M. Dynamic scheduling of production process of hybrid systems based on resource distribution in hybrid Petri nets (in Chinese). *Control Theor Appl*, 2011, 28: 173–178 [杨欣, 陈谋, 费树岷. 资源配置混杂Petri网的混杂系统生产过程动态调度. 控制理论与应用, 2011, 28: 173–178]
 - 23 Qu J L, Li S B, Chen J K. Process monitoring method in discrete manufacturing based on quality data fusion and rule mining (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2017, 23: 1962–1971 [隼晶磊, 李少波, 陈金坤. 基于质量数据融合及规则挖掘的离散制造过程监控方法. 计算机集成制造系统, 2017, 23: 1962–1971]
 - 24 Zhang W D, Yin Y C, Gu W J, et al. Association network modeling of multi-dimensional intelligent workshop data in complex spatio-temporal domain (in Chinese). *Control Decis*, 2024, 39: 2284–2294 [张万达, 阴艳超, 顾文娟, 等. 复杂时空域下多维度智能车间数据的关联网络建模. 控制与决策, 2024, 39: 2284–2294]
 - 25 Lu R D, Chen Z H, Wang L. Computer modeling, simulation and control of complex industrial process: A survey (in Chinese). *Syst Eng Electron*, 2002, 24: 52–57 [卢荣德, 陈宗海, 王雷. 复杂工业过程计算机建模、仿真与控制的综述. 系统工程与电子技术, 2002, 24: 52–57]
 - 26 Ding S Y. Study on Multi-Modality and Time Delay Industrial Process Modeling Based on Deep Learning Methods (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Shanghai: Donghua University, 2021 [丁绅一. 基于深度学习的多模态时滞工业过程建模研究. 博士学位论文. 上海: 东华大学, 2021]
 - 27 Lai L Y J, Zhang L, Ren L, et al. Overview on intelligent scheduling models and methods for industrial internet-of-things (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2022, 28: 1966–1980 [赖李媛君, 张霖, 任磊, 等. 工业互联网智能调度建模与方法研究综述. 计算机集成制造系统, 2022, 28: 1966–1980]
 - 28 Meng L, Zhang C, Shao X, et al. MILP models for energy-aware flexible job shop scheduling problem. *J Clean Prod*, 2019, 210: 710–723

- 29 Gao G J, Luo Y. Research on remanufacturing scheduling under uncertain conditions (in Chinese). *Oper Res Manage Sci*, 2019, 28: 185–190 [高更君, 罗瑶. 不确定环境下再制造生产调度研究. *运筹与管理*, 2019, 28: 185–190]
- 30 Liao S H. Expert system methodologies and applications—A decade review from 1995 to 2004. *Expert Syst Appl*, 2005, 28: 93–103
- 31 Kerr R M, Ebsary R V. Implementation of an expert system for production scheduling. *Eur J Oper Res*, 1988, 33: 17–29
- 32 Li H, Li Z, Li L X, et al. A production rescheduling expert simulation system. *Eur J Oper Res*, 2000, 124: 283–293
- 33 Zadeh L A. Fuzzy sets. *Inf Control*, 1965, 8: 338–353
- 34 Cao Z C, Peng Y Z, Li B, et al. A DBR and ANFIS integrated dynamic scheduling algorithm for semiconductor wafer fabrication (in Chinese). *Acta Electron Sin*, 2015, 43: 2082–2087 [曹政才, 彭亚珍, 李博, 等. 半导体生产线基于DBR和ANFIS相融合的动态调度方法研究. *电子学报*, 2015, 43: 2082–2087]
- 35 Abd K, Abhary K, Marian R. Multi-objective optimisation of dynamic scheduling in robotic flexible assembly cells via fuzzy-based Taguchi approach. *Comput Ind Eng*, 2016, 99: 250–259
- 36 Liu M. A survey of data-based production scheduling methods (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2009, 35: 785–806 [刘民. 基于数据的生产过程调度方法研究综述. *自动化学报*, 2009, 35: 785–806]
- 37 Fan S T. Industrial Process Modeling and Fault Classification Based on Reinforcement Learning (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Hangzhou: Zhejiang University, 2022 [范赛特. 基于强化学习的工业过程建模及故障分类. 博士学位论文. 杭州: 浙江大学, 2022]
- 38 Wang H, Peng T, Nassehi A, et al. A data-driven simulation-optimization framework for generating priority dispatching rules in dynamic job shop scheduling with uncertainties. *J Manuf Syst*, 2023, 70: 288–308
- 39 Rashidi H. Discrete simulation software: A survey on taxonomies. *J Simul*, 2017, 11: 174–184
- 40 Pan Y C, Zhou H, Feng Y C. Modeling & simulation optimization systems design for job shop scheduling based on Arena (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2006, 12: 389–394 [潘燕春, 周泓, 冯允成. 基于Arena的车间作业排序问题建模方法及其仿真优化系统设计. *计算机集成制造系统*, 2006, 12: 389–394]
- 41 Wang Y, Liu C. The application of ExtendSim simulation in the study of dynamic dispatching rule for semiconductor product line (in Chinese). *Mach Design Manuf*, 2014, 1: 268–268 [王玉, 刘昶. ExtendSim仿真在半导体生产线动态调度研究中的应用. *机械设计与制造*, 2014, 1: 265–268]
- 42 Wang H T, Xu H, Wang L Y, et al. Simulation and optimization of e-commerce product packaging and warehouse layout based on FlexSim (in Chinese). *Manuf Autom*, 2022, 44: 162–166 [王海天, 徐慧, 汪灵瑶, 等. 基于FlexSim的电商产品包装及仓库布局仿真优化. *制造业自动化*, 2022, 44: 162–166]
- 43 Wang H, Peng T, Tang R Z, et al. Smart agent-based priority dispatching rules for job shop scheduling in a furniture manufacturing workshop. In: *Proceedings of the ASME 2020 15th ASME International Manufacturing Science and Engineering Conference*. 2020
- 44 Guo H, Liu T T, Wang Y, et al. Optimization & design for job shop scheduling based on Plant Simulation (in Chinese). *Modern Manuf Eng*, 2016, 2: 108–112 [郭华, 刘婷婷, 汪圆, 等. 基于Plant Simulation仿真平台的车间作业排序优化设计. *现代制造工程*, 2016, 2: 108–112]
- 45 Ahmad S, Schroeder R G, Sinha K K. The role of infrastructure practices in the effectiveness of JIT practices: Implications for plant competitiveness. *J Eng Tech Manage*, 2003, 20: 161–191
- 46 Liu M Z, Zhang X, Zhang M X, et al. Rescheduling decision method of manufacturing shop based on profit-loss cloud model. *Control Decis*, 2014, 29: 1458–1464
- 47 Guo P, Hao D H, Zheng P, et al. Scheduling optimization of dual resource-constrained flexible job shop considering worker fatigue (in Chinese). *J Zhejiang Univ (Eng Sci)*, 2023, 57: 1804–1813 [郭鹏, 郝东辉, 郑鹏, 等. 考虑工人疲劳的双资源柔性作业车间调度优化. *浙江大学学报(工学版)*, 2023, 57: 1804–1813]
- 48 Lu Z Q, Hu X M, Zhu H W. Dynamic scheduling method for aircraft moving assembly line under uncertain supply of material (in Chinese). *J Tongji Univ (Nat Sci)*, 2019, 47: 723–730 [陆志强, 胡鑫铭, 朱宏伟. 物料供给不确定环境下的飞机移动生产线动态调度方法. *同济大学学报(自然科学版)*, 2019, 47: 723–730]
- 49 Fu M, Shi Y C, Shen G P, et al. Research on stability scheduling method of job shop under machine breakdown (in Chinese). *Manuf Autom*, 2022, 44: 57–61 [付梅, 史英超, 申高攀, 等. 机器故障条件下作业车间稳定性调度方法研究. *制造业自动化*, 2022, 44: 57–61]
- 50 Zhu B H, Luo L F, Lu Q H, et al. Flexible job shop dynamic scheduling method for order disturbance (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2023, 10: 1–23 [朱赟海, 罗陆锋, 卢清华, 等. 面向订单扰动的柔性作业车间动态调度方法. *计算机集成制造系统*, 2023, 10: 1–23]
- 51 Zhang J, Ding G, Zou Y, et al. Review of job shop scheduling research and its new perspectives under Industry 4.0. *J Intell Manuf*, 2019, 30:

1809–1830

- 52 Zhang C, Yao X, Tan W, et al. Proactive scheduling for job-shop based on abnormal event monitoring of workpieces and remaining useful life prediction of tools in wisdom manufacturing workshop. *Sensors*, 2019, 19: 5254
- 53 Zhang C, Yao X, Zhang J. Abnormal condition monitoring of workpieces based on RFID for wisdom manufacturing workshops. *Sensors*, 2015, 15: 30165–30186
- 54 Huang S, Guo Y, Yang N, et al. A weighted fuzzy c-means clustering method with density peak for anomaly detection in IoT-enabled manufacturing process. *J Intell Manuf*, 2021, 32: 1845–1861
- 55 Cui S T, Guo Y, Wang L W, et al. A research on real-time detection method of production abnormalities in discrete manufacturing workshop based on ESOINN (in Chinese). *Mach Design Manuf*, 2023, 8: 104–109 [崔世婷, 郭宇, 汪伟丽, 等. 基于ESOINN的离散制造车间生产异常实时检测方法研究. *机械设计与制造*, 2023, 8: 104–109]
- 56 Zhang C, Wang Z, Ding K, et al. An energy-aware cyber physical system for energy big data analysis and recessive production anomalies detection in discrete manufacturing workshops. *Int J Prod Res*, 2020, 58: 7059–7077
- 57 Xu K X, Dai N, Ru X, et al. Loom abnormal data processing method based on probability distribution and XGBoost decision algorithm (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2023, in Press [徐开心, 戴宁, 汝欣, 等. 基于概率分布和XGBoost决策算法的织机异常数据处理方法. *计算机集成制造系统*, 2023, 待刊]
- 58 Chen B, Chen H, Li M. Automatic quality inspection system for discrete manufacturing based on the internet of things. *Comput Electrical Eng*, 2021, 95: 107435
- 59 Huang Y, Li J Y, Yan X T, et al. Study on dynamic scheduling of dual resource constrained job shop (in Chinese). *Mech Sci Tech Aerosp Eng*, 2016, 35: 968–974 [黄媛, 李兢尧, 闫秀天. 双资源约束作业车间动态调度研究. *机械科学与技术*, 2016, 35: 968–974]
- 60 Lü Y, Xu Z J, Li C B, et al. Comprehensive energy saving optimization of processing parameters and job shop dynamic scheduling considering disturbance events (in Chinese). *J Mech Eng*, 2022, 58: 242–255 [吕岩, 徐正军, 李聪波, 等. 考虑扰动事件的机械加工工艺参数与车间动态调度综合节能优化. *机械工程学报*, 2022, 58: 242–255]
- 61 Zeng X W, Luo L C, Huang B K, et al. A fast-automated scheduling method based on genetic algorithm for final assembly workshop. In: *Proceedings of the IEEE 2020 6th International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE)*. Beijing: IEEE, 2020. 243–247
- 62 Qiu Y T. Research on Disturbance Prediction and Efficient Operation Control of Intelligent Job Shop (in Chinese). Dissertation for the Doctoral Degree. Wuxi: Jiangnan University, 2020 [仇永涛. 离散智能车间扰动预测与高效运行管控方法研究. 博士学位论文. 无锡: 江南大学, 2020]
- 63 Li X Y, Huang J P, Li J H, et al. Research and development trend of intelligent shop dynamic scheduling (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2023, 53: 1016–1030 [李新宇, 黄江平, 李嘉航, 等. 智能车间动态调度的研究与发展趋势分析. *中国科学: 技术科学*, 2023, 53: 1016–1030]
- 64 Le S N. Study on Comprehensive Performance Evaluation of Discrete Manufacturing Workshop Production System (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013 [乐胜年. 离散制造车间生产系统运行绩效综合评价研究. 硕士学位论文. 武汉: 华中科技大学, 2013]
- 65 Luo Z Z, Jiang H F, Fu J L, et al. Combination weighting-based comprehensive evaluation for discrete workshop production plan (in Chinese). *J Syst Simul*, 2021, 33: 1856–1865 [罗樟圳, 江海凡, 付建林, 等. 基于组合赋权的离散车间生产计划综合评价. *系统仿真学报*, 2021, 33: 1856–1865]
- 66 Pergher I, de Almeida A T. A multi-attribute, rank-dependent utility model for selecting dispatching rules. *J Manuf Syst*, 2018, 46: 264–271
- 67 Yan R X, Liu J L, Yao B X. Method and application of expert weight determination in a population group decision making (in Chinese). *Stat Decis*, 2007, 23: 84–86 [阎瑞霞, 刘金良, 姚炳学. 一种群组决策中专家权重确定的方法与应用. *统计与决策*, 2007, 23: 84–86]
- 68 Xiong W, Huang H, Li L, et al. Energy consumption evaluation in stamping workshops via a discrete event simulation-based approach. *Int J Precis Eng Manuf-Green Tech*, 2022, 9: 1543–1562
- 69 Wu K, Guo X, Liu S, et al. Multi-objective discrete brainstorming optimizer for multiple-product partial u-shaped disassembly line balancing problem. In: *Proceedings of the 2021 33rd Chinese Control Decis Conference (CCDC)*. Kunming: IEEE, 2021. 305–310
- 70 Guo X, Wei T, Wang J, et al. Multiobjective U-shaped disassembly line balancing problem considering human fatigue index and an efficient solution. *IEEE Trans Comput Soc Syst*, 2023, 10: 2061–2073
- 71 Duo Z, Huang C X, Tang Q C. A segmented multi-objective CE optimization algorithm. In: *Proceedings of the 2019 14th IEEE Conference on*

- Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Xi'an: IEEE, 2019. 1675–1680
- 72 Wang Y L, Han X, Shao X X. Online single machine scheduling problem with transportation (in Chinese). *Oper Res Trans*, 2022, 26: 125–133 [王银玲, 韩鑫, 邵欣欣. 关于带运输的单机调度在线问题的研究. *运筹学学报*, 2022, 26: 125–133]
- 73 Xie J H, Chen F. Model and branch-and-bound algorithm for energy saving production scheduling problem (in Chinese). *Ind Eng Manage*, 2012, 17: 45–50 [谢金慧, 陈峰. 面向节能无关联平行机调度模型及分支定界法. *工业工程与管理*, 2012, 17: 45–50]
- 74 Wu J H. Research on two-stage production scheduling optimization based on ALNS (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Shanghai: Donghua University, 2023 [吴嘉豪. 基于ALNS的两阶段生产排程优化研究. 硕士学位论文. 上海: 东华大学, 2023]
- 75 T'Kindt V, Gupta J, Billaut J. Two-machine flowshop scheduling with a secondary criterion. *Comput Oper Res*, 2003, 30: 505–526
- 76 Zupan H, Herakovic N, Starbek M. Hybrid algorithm based on priority rules for simulation of workshop production. *Int J Simul Model*, 2016, 15: 29–41
- 77 Miranda P B C, Prudêncio R B C, Pappa G L. H3AD: A hybrid hyper-heuristic for algorithm design. *Inf Sci*, 2017, 414: 340–354
- 78 Koulinas G, Kotsikas L, Anagnostopoulos K. A particle swarm optimization based hyper-heuristic algorithm for the classic resource constrained project scheduling problem. *Inf Sci*, 2014, 277: 680–693
- 79 Li L. Research on discrete intelligent workshop lot-streaming scheduling with variable sublots under engineer to order. *Comput Ind Eng*, 2022, 165: 107928
- 80 Lin J. Backtracking search based hyper-heuristic for the flexible job-shop scheduling problem with fuzzy processing time. *Eng Appl Artif Intell*, 2019, 77: 186–196
- 81 Yu M R, Chen Y, Zhang Z G. A discrete version of particle swarm optimization for multi-objective flexible job-shop scheduling problems (in Chinese). *Manuf Tech Mach Tool*, 2019, 1: 159–165 [喻明让, 陈云, 张志刚. 离散粒子群优化算法求解多目标柔性作业车间调度问题. *制造技术与机床*, 2019, 1: 159–165]
- 82 Zhang L, Gao L, Li X. A hybrid genetic algorithm and tabu search for a multi-objective dynamic job shop scheduling problem. *Int J Prod Res*, 2013, 51: 3516–3531
- 83 Demir H I, Erden C. Dynamic integrated process planning, scheduling and due-date assignment using ant colony optimization. *Comput Ind Eng*, 2020, 149: 106799
- 84 Huang M, Wang F, Wu S. The implementation of multiobjective flexible workshop scheduling based on genetic simulated annealing-inspired clustering algorithm. *Wirel Commun Mob Comput*, 2022, 2022: 11
- 85 Vieira G E, Kück M, Frazzon E, et al. Evaluating the robustness of production schedules using discrete-event simulation. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, 50: 7953–7958
- 86 Raza A S, Akgunduz A. A comparative study of heuristic algorithms on economic lot scheduling problem. *Comput Ind Eng*, 2008, 55: 94–109
- 87 Wang J, Guo F H, Wang D, et al. Study on flexible operation shop scheduling under the condition of emergency plus order (in Chinese). *J Ordnan Equip Eng*, 2018, 39: 119–123 [王晋, 郭丰赫, 汪鼎, 等. 紧急加单情况下柔性作业车间调度研究. *兵器装备工程学报*, 2018, 39: 119–123]
- 88 Zhang C, Ji W. Edge computing enabled production anomalies detection and energy-efficient production decision approach for discrete manufacturing workshops. *IEEE Access*, 2020, 8: 158197–158207
- 89 Zhao Y, Wang Y, Tan Y, et al. Dynamic job-shop scheduling algorithm based on deep Q network. *IEEE Access*, 2021, 9: 122995–123011
- 90 Cai L, Li W F, Luo Y. Framework and algorithm of customized workshop production-logistics collaborative scheduling (in Chinese). *J Mech Eng*, 2022, 58: 214–226 [蔡磊, 李文锋, 罗云. 个性化定制车间生产-物流协同调度框架与算法研究. *机械工程学报*, 2022, 58: 214–226]
- 91 Aziz A, El-Rewini H. On the use of meta-heuristics to increase the efficiency of online grid workflow scheduling algorithms. *Cluster Comput*, 2008, 11: 373–390
- 92 Romanuke V. A hyper-heuristic for the preemptive single machine scheduling problem to minimize the total weighted tardiness. *Appl Comput Syst*, 2022, 27: 1–12
- 93 Ebenlendr T, Sgall J. Optimal and online preemptive scheduling on uniformly related machines. *J Sched*, 2009, 12: 517–527
- 94 Zhou E M, Ma C, Liu N. Dynamic scheduling of flexible job shop considering machine failure (in Chinese). *Modular Mach Tool Autom Manuf Tech*, 2023, 9: 188–192 [周尔民, 马畅, 刘宁. 考虑机器故障的柔性作业车间动态调度. *组合机床与自动化加工技术*, 2023, 9: 188–192]
- 95 Li C B, Kou Y, Lei Y F, et al. Flexible job shop rescheduling optimization method for energy-saving based on dynamic events (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2020, 26: 288–299 [李聪波, 寇阳, 雷焱绯, 等. 基于动态事件的柔性作业车间重调度节能优化. *计算机集成制造*

- 系统, 2020, 26: 288–299]
- 96 Si X Y, Liao Y H, Ren S B, et al. Dynamic scheduling of flexible job shop based on rolling window technology and genetic algorithm (in Chinese). *J Mech Electr Eng*, 2022, 39: 87–93 [斯兴瑶, 廖映华, 任少波, 等. 基于滚动窗口技术和遗传算法的柔性作业车间动态调度研究. *机电工程*, 2022, 39: 87–93]
- 97 Gao Y P, Li X Y, Shan H G, et al. Research on proactive scheduling theory and method enabled by 5G technology for intelligent discrete manufacturing shop (in Chinese). *J Mech Eng*, 2023, 59: 38–46 [高艺平, 李新宇, 单杭冠, 等. 5G技术赋能的智能离散制造车间主动调度模式. *机械工程学报*, 2023, 59: 38–46]
- 98 Wang J L, Zhang J, Qin W, et al. Robust scheduling on flexible job shop with uncertain processing time (in Chinese). *China Mech Eng*, 2015, 26: 627–632 [汪俊亮, 张洁, 秦威, 等. 加工时间不确定的柔性作业车间鲁棒调度方法. *中国机械工程*, 2015, 26: 627–632]
- 99 Hou Y N, Yuan Y P, Ba Z Y, et al. Robust scheduling method for flexible job shop under mixed machine breakdown (in Chinese). *Mach Design Manuf*, 2022, 4: 1–4 [侯娅楠, 袁逸萍, 巴智勇, 等. 机器混合故障下柔性作业车间鲁棒调度方法. *机械设计与制造*, 2022, 4: 1–4]
- 100 Zhou E M, Cheng D J, Ma C, et al. Prediction of disturbance events in workshop scheduling based on digital twins (in Chinese). *Manuf Autom*, 2022, 44: 77–82 [周尔民, 程度钧, 马畅, 等. 基于数字孪生的车间调度扰动事件预测. *制造业自动化* 2022, 44: 77–82]
- 101 Sun K. Present situation and development trend of sensor application technology in discrete manufacturing equipment (in Chinese). *Instrum Tech Sensor*, 2023, 5: 1–4 [孙克. 离散制造装备传感器应用技术现状与发展趋势. *仪表技术与传感器*, 2023, 5: 1–4]
- 102 Ye W C, Guo B C, Deng Z H, et al. Advances in key technologies of the intelligence tool (in Chinese). *J Mech Eng*, 2023, 59: 265–282 [叶文昌, 郭必成, 邓朝晖, 等. 刀具智能化关键技术的研究进展及发展趋势. *机械工程学报*, 2023, 59: 265–282]
- 103 Xiao C W, Cheng K, Ding H, et al. Design and analysis of a self-sensing smart cutting tool integrated piezoelectric films for cutting force monitoring in ultra-precision machining. In: *Proceedings of the Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves and Device Applications*. Changsha: IEEE, 2013. 1–4
- 104 Choudhury S K, Jain V K, Rama Krishna S. On-line monitoring of tool wear and control of dimensional inaccuracy in turning. *J Manuf Sci Eng*, 2001, 123: 10–12
- 105 Tsai P C, Cheng C C, Chen W J, et al. Sensor placement methodology for spindle thermal compensation of machine tools. *Int J Adv Manuf Tech*, 2020, 106: 5429–5440
- 106 Zhou Z D, Yao B T, Tan Y G, et al. Analysis and thoughts on application of optical fibre sensing in manufacturing (in Chinese). *J Mech Eng*, 2022, 58: 3–26 [周祖德, 姚碧涛, 谭跃刚, 等. 光纤传感在制造领域应用的分析与思考. *机械工程学报*, 2022, 58: 3–26]
- 107 Huang J, Pham D T, Ji C, et al. Smart cutting tool integrated with optical fiber sensors for cutting force measurement in turning. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2020, 69: 1720–1727
- 108 Zhang X H. Application research of sensor network technology in IOT architecture of intelligent mechanical manufacturing (in Chinese). *Ship Sci Tech*, 2019, 41: 202–204 [张新华. 传感网络技术在智能机械制造物联网架构中的应用. *舰船科学技术*, 2019, 41: 202–204]
- 109 Yuan H F, Wang H Q, Qi H, et al. A Zigbee wireless sensor network for fault diagnosis of pump. In: *Proceedings of the 2010 Sixth International Conference on Natural Computation*. Yantai: IEEE, 2010. 3778–3782
- 110 Zhang F, Du P, Yang Y F. Practice of product data collecting of MES for discrete manufacturing enterprise (in Chinese). *Mach Design Manuf*, 2011, 3: 245–247 [张芬, 杜朋, 杨亚非. 离散制造企业MES中的生产数据采集实践. *机械设计与制造*, 2011, 3: 245–247]
- 111 Jiang G D. LAN type DNC FANUC (in Chinese). *Manuf Tech Mach Tool*, 2009, 6: 109–111 [姜国栋. FANUC局域网式DNC. *制造技术与机床*, 2009, 6: 109–111]
- 112 Lu J C, Zhong H X. Development of acquisition software for FANUC 0i CNC system based on RS232 and macro instruction (in Chinese). *Tech Innov Appl*, 2020, 23: 57–58 [卢锦川, 钟海雄. 基于RS232和宏指令的FANUC 0i数控系统信息采集软件的开发. *科技创新与应用*, 2020, 23: 57–58]
- 113 Meng Y. Design of production data acquisition system in enterprise MES (in Chinese). *Electron Tech Softw Eng*, 2022, 1: 215–218 [孟宇. 企业MES中的生产数据采集系统设计. *电子技术与软件工程*, 2022, 1: 215–218]
- 114 Zheng S H, Fan L X, Liu J Q, et al. Acquiring PLC data based on OPC techniques and ethernet. *Appl Mech Mater*, 2010, 44–47: 304–310
- 115 Hozak K, Collier D A. RFID as an enabler of improved manufacturing performance. *Decis Sci*, 2008, 39: 859–881
- 116 Li X J, Wang P, Huang X. Design of data acquisition system in MES based on RFID. *Adv Mater Res*, 2011, 201–203: 852–856
- 117 Zhang Q H, Cheng J, Cheng G Q, et al. The implementation of workshop production information acquisition system based on RFID and ZigBee. *Appl Mech Mater*, 2014, 556–562: 6324–6327

- 118 Zuo Y H. Fusion technology of discrete manufacturing detection data based on fractional differential operator. In: Proceedings of the 2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems. Chongqing, 2021. 1–6
- 119 Liu L, Wan X, Li J, et al. An improved entropy-weighted topsis method for decision-level fusion evaluation system of multi-source data. *Sensors*, 2022, 22: 6391
- 120 Yin C, Ma C B, Liu F, et al. Real-time management system for abnormal production-events in workshop (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2009, 15: 719–725 [尹超, 马春斌, 刘飞, 等. 车间生产异常事件实时管理系统研究. *计算机集成制造系统*, 2009, 15: 719–725]
- 121 Ma C, Xu D S, Zhang S L, et al. Abnormal event discovery method of discrete manufacture workshop in big data (in Chinese). *Comput Appl Softw*, 2017, 34: 288–293 [马超, 徐迭石, 张淑丽, 等. 大数据环境下离散制造车间异常事件发现方法. *计算机应用与软件*, 2017, 34: 288–293]
- 122 Yang C, Guo Y, Huang S H, et al. Discovery and analysis of workshop production abnormality in the internet of things environment (in Chinese). *Mach Design Manuf*, 2022, 3: 167–171 [杨辰, 郭宇, 黄少华, 等. 物联网环境下的车间生产异常发现与分析. *机械设计与制造*, 2022, 3: 167–171]
- 123 Zhou H L, Guo Y, Zhang H, et al. Anomaly prediction of workshop production progress based on weighted ensemble learning (in Chinese). *Modular Mach Tool Autom Manuf Tech*, 2023, 8: 188–192 [周海浪, 郭宇, 张浩, 等. 基于加权集成学习的车间生产进度异常预测. *组合机床与自动化加工技术*, 2023, 8: 188–192]
- 124 Zhang X J, Shang J Y. Bearing fault diagnosis based on multi-scale adaptive selective convolutional neural network (in Chinese). *J Xi'an Jiaotong Univ*, 2024, 2: 127–135 [张玺君, 尚继洋. 采用多尺度自适应选择卷积神经网络的轴承故障诊断研究. *西安交通大学学报*, 2024, 2: 127–135]
- 125 Kundu P, Miller M, Gore P, et al. Detection of inception of preload loss and remaining life prediction for ball screw considering change in dynamics due to worktable position. *Mech Syst Signal Process*, 2023, 189: 110075
- 126 Jin X H, Wang Y, Zhang B. Industrial big data-driven fault prognostics and health management (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2022, 28: 1314–1336 [金晓航, 王宇, Zhang B. 工业大数据驱动故障预测与健康管理的健康管理. *计算机集成制造系统*, 2022, 28: 1314–1336]
- 127 Xia M, Zheng X, Imran M, et al. Data-driven prognosis method using hybrid deep recurrent neural network. *Appl Soft Comput*, 2020, 93: 106351
- 128 Ren L M, Shi Y Q, Wang J J. Complex multi-stage product quality prediction based on data-driven (in Chinese). *Manuf Autom*, 2022, 44: 54–58 [任黎明, 石宇强, 王俊佳. 基于数据驱动的复杂多阶段产品质量预测研究. *制造业自动化*, 2022, 44: 54–58]
- 129 Ren L, Meng Z, Wang X, et al. A wide-deep-sequence model-based quality prediction method in industrial process analysis. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2020, 31: 3721–3731
- 130 Wang Y, Cui W, Vuong N K, et al. Feature selection and domain adaptation for cross-machine product quality prediction. *J Intell Manuf*, 2023, 34: 1573–1584
- 131 Li H H, Yuan Y P, Li X J. The workshop bottleneck analysis based on complex network under the disturbance environment (in Chinese). *Modular Mach Tool Autom Manuf Tech*, 2016, 6: 39–42 [李华华, 袁逸萍, 李晓娟. 扰动环境下基于复杂网络的生产车间瓶颈分析. *组合机床与自动化加工技术*, 2016, 6: 39–42]
- 132 Deng W, Lu J S, Weng Y W. Scheduling research of work-shop with bottleneck in cycle-time (in Chinese). *J Mech Electr Eng*, 2013, 30: 373–379 [邓伟, 鲁建厦, 翁耀炜. 加工车间生产物流时间瓶颈的调度研究. *机电工程*, 2013, 30: 373–379]
- 133 Lan A Y, Ning M B, Guo Z H. Optimization of auto-making enterprise spare parts production logistics system based on computer simulation (in Chinese). *Logist Tech*, 2014, 33: 415–416 [兰安怡, 宁岷波, 郭正红. 基于计算机仿真的汽车制造企业零件生产物流系统优化. *物流技术*, 2014, 33: 415–416]
- 134 Liu Z, Hou L, Shi Y, et al. A co-evolutionary design methodology for complex AGV system. *Neural Comput Appl*, 2018, 29: 959–974
- 135 Gao G B, Yue W H, Wang F. Intelligent diagnosis on health status of manufacturing systems based on embedded CPS method and vulnerability assessment (in Chinese). *China Mech Eng*, 2019, 30: 212–219 [高贵兵, 岳文辉, 王峰. 基于CPS方法与脆弱性评估的制造系统健康状态智能诊断. *中国机械工程*, 2019, 30: 212–219]
- 136 Wu H, Ji W X, Zhang Z H, et al. Equipment health monitoring and application of spare parts inventory optimization method in discrete workshop (in Chinese). *Transd Microsyst Tech*, 2022, 41: 152–155 [吴浩, 吉卫喜, 张泽宏, 等. 设备健康监测与备件库存优化方法在离散车间的应用. *传感器与微系统*, 2022, 41: 152–155]
- 137 Zhou D, He M. Quality traceability technology based in multi-specification & small-batch production (in Chinese). *Ind Eng Manage*, 2013, 18:

- 84–90 [周岩, 贺鸣. 面向多品种、小批量生产基于质量物料清单的质量追溯技术. *工业工程与管理*, 2013, 18: 84–90]
- 138 Zhang G B, Ren X L, Li M, et al. Dynamic quality traceable system based on MES and CAPP (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2010, 16: 349–355 [张根保, 任显林, 李明, 等. 基于MES和CAPP的动态质量可追溯系统. *计算机集成制造系统*, 2010, 16: 349–355]
- 139 Alshraideh H, Castillo E D, Gil Del Val A. Process control via random forest classification of profile signals: An application to a tapping process. *J Manuf Process*, 2020, 58: 736–748
- 140 Lu Z, Zhuang Z, Huang Z, et al. A framework of multi-agent based intelligent production logistics system. *Proced CIRP*, 2019, 83: 557–562
- 141 Liao B F, Lei Q, Wu W L, et al. Hybrid teaching-learning-based optimization algorithms for integrated scheduling of multi-workshop collaborations (in Chinese). *China Mech Eng*, 2020, 31: 1940–1949 [廖不凡, 雷琦, 吴文烈, 等. 基于混合教学优化算法的多车间协作综合调度. *中国机械工程*, 2020, 31: 1940–1949]
- 142 Liu Q, Wang C, Li X, et al. An improved genetic algorithm with modified critical path-based searching for integrated process planning and scheduling problem considering automated guided vehicle transportation task. *J Manuf Syst*, 2023, 70: 127–136
- 143 Liu Z, Zhou W, Yu Y B, et al. Research on simulation optimization approach for scheduling problem on serial multi-shop (in Chinese). *Mech Sci Tech Aerosp Eng*, 2023 [刘钊, 周玮, 郁彦彬, 等. 面向串行多车间调度问题的仿真优化方法研究. *机械科学与技术*, 2023]
- 144 He S G, Shi M H. Opportunistic maintenance optimization for key components of manufacturing equipment considering production tasks (in Chinese). *Control Decis*, 2023, 38: 715–720 [何曙光, 石枚弘. 考虑生产任务的制造设备关键部件的机会维修优化. *控制与决策*, 2023, 38: 715–720]
- 145 Guan V S, Shui J, Chang K. The quality control application for abnormal raw material early detection. In: *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*. Shanghai: IEEE, 2013. 1179–1183
- 146 Yu Q Y, Zhao H, Xu J, et al. Status and prospect of modelling and optimization for complex manufacturing systems(in Chinese). *Inform Control*, 2023, 1: 1–17 [于青云, 赵慧, 许佳, 等. 复杂制造系统建模与优化研究现状及展望. *信息与控制*, 2023, 1: 1–17]
- 147 Peng S M, Xiong G, Shen Z, et al. Parallel workshop scheduling model and system design (in Chinese). *Chin J Intell Sci Tech*, 2023, 2: 254–266 [彭绍明, 熊刚, 沈震, 等. 平行车间调度模型构建和系统设计. *智能科学与技术学报*, 2023, 2: 254–266]
- 148 Peng S, Xiong G, Ren Y, et al. A parallel learning approach for the flexible job shop scheduling problem. *IEEE J Radio Freq Identif*, 2022, 6: 851–856
- 149 Zhang Y, Zhu H, Tang D, et al. Dynamic job shop scheduling based on deep reinforcement learning for multi-agent manufacturing systems. *Robot Comput-Integr Manuf*, 2022, 78: 102412
- 150 Yang S, Wang J, Xin L, et al. Real-time and concurrent optimization of scheduling and reconfiguration for dynamic reconfigurable flow shop using deep reinforcement learning. *CIRP J Manuf Sci Tech*, 2023, 40: 243–252
- 151 Xie H Q, Tan S, Ling F Q, et al. Digital twin enabled dual-system reinforcement learning method. In: *Proceedings of the 2022 IEEE Smartworld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Scalable Computing & Communications, Digital Twin, Privacy Computing, Metaverse, Autonomous & Trusted Vehicles (SmartWorld/UIC/ScalCom/DigitalTwin/PriComp/Meta)*. Haikou: IEEE, 2022. 2218–2223
- 152 Tao F, Zhang H, Liu A, et al. Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Trans Ind Inf*, 2019, 15: 2405–2415
- 153 Wu D H, Zhou T R, Zhang X L. Job shop rescheduling under recessive disturbance based on digital twin (in Chinese). *J Syst Simul*, 2022, 34: 573–583 [吴定会, 张桐瑞, 张秀丽. 扰动累积下基于数字孪生的车间重调度. *系统仿真学报*, 2022, 34: 573–583]
- 154 Liu Z, Wu M W. Research on workshop disturbance identification and rescheduling based on digital twin (in Chinese). *Modern Manuf Eng*, 2023, 4: 33–42 [刘钊, 吴孟武. 基于数字孪生的车间扰动判别与重调度研究. *现代制造工程*, 2023, 4: 33–42]
- 155 Zhao H R, Liu J H, Xiong H, et al. 3D visualization real-time monitoring method for digital twin workshop (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2019, 25: 1432–1443 [赵浩然, 刘检华, 熊辉, 等. 面向数字孪生车间的三维可视化实时监控方法. *计算机集成制造系统*, 2019, 25: 1432–1443]
- 156 Wu Y, Yao L Y, Xiong H, et al. Quality control method of complex product assembly process based on digital twin technology (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2019, 25: 1568–1575 [武颖, 姚丽亚, 熊辉, 等. 基于数字孪生技术的复杂产品装配过程质量管控方法. *计算机集成制造系统*, 2019, 25: 1568–1575]
- 157 Wang J, Liu Y, Ren S, et al. Edge computing-based real-time scheduling for digital twin flexible job shop with variable time window. *Robot Comput-Integr Manuf*, 2023, 79: 102435
- 158 Yang C, Liao F, Lan S, et al. Flexible resource scheduling for software-defined cloud manufacturing with edge computing. *Engineering*, 2023, 22: 60–70

- 159 Ashjaei M, Bengtsson M. Enhancing smart maintenance management using fog computing technology. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Singapore: IEEE, 2017. 1561–1565
- 160 Ghazal M, Basmaji T, Yaghi M, et al. Cloud-based monitoring of thermal anomalies in industrial environments using AI and the internet of robotic things. *Sensors*, 2020, 20: 6348
- 161 Zou X H. A survey on application of knowledge graph. *J Phys Conf*, 2020, 1487: 012016
- 162 Xiao Y, Zheng S, Shi J, et al. Knowledge graph-based manufacturing process planning: A state-of-the-art review. *J Manuf Syst*, 2023, 70: 417–435
- 163 Du K, Yang B, Wang S, et al. Relation extraction for manufacturing knowledge graphs based on feature fusion of attention mechanism and graph convolution network. *Knowl-Based Syst*, 2022, 255: 109703
- 164 Zhou B, Bao J, Li J, et al. A novel knowledge graph-based optimization approach for resource allocation in discrete manufacturing workshops. *Robot Comput-Integr Manuf*, 2021, 71: 102160
- 165 Mo F, Chaplin J C, Sanderson D, et al. Semantic models and knowledge graphs as manufacturing system reconfiguration enablers. *Robot Comput-Integr Manuf*, 2024, 86: 102625
- 166 Xia L, Zheng P, Li X, et al. Toward cognitive predictive maintenance: A survey of graph-based approaches. *J Manuf Syst*, 2022, 64: 107–120
- 167 Sarazin A, Bascans J, Sciau J B, et al. Expert system dedicated to condition-based maintenance based on a knowledge graph approach: Application to an aeronautic system. *Expert Syst Appl*, 2021, 186: 115767
- 168 Wang T, Liu Z, Lu G, et al. Temporal-spatio graph based spectrum analysis for bearing fault detection and diagnosis. *IEEE Trans Ind Electron*, 2021, 68: 2598–2607
- 169 Zhang C, Ji W. Big data analysis approach for real-time carbon efficiency evaluation of discrete manufacturing workshops. *IEEE Access*, 2019, 7: 107730–107743
- 170 Zhang T, Ji W, Qiu Y. A framework of energy-consumption driven discrete manufacturing system. *Sust Energy Tech Assess*, 2021, 47: 101336
- 171 Fang W, Guo Y, Liao W, et al. Big data driven jobs remaining time prediction in discrete manufacturing system: A deep learning-based approach. *Int J Prod Res*, 2020, 58: 2751–2766
- 172 Xiao D F. Cloud service of MES job planning and scheduling capability in big data environment (in Chinese). *Electron Tech Softw Eng*, 2020, 14: 200–202 [肖德凤. 大数据环境下的MES作业计划和调度能力的云服务化. *电子技术与软件工程*, 2020, 14: 200–202.]
- 173 Hu J, Lewis F L, Gan O P, et al. Discrete-event shop-floor monitoring system in RFID-enabled manufacturing. *IEEE Trans Ind Electron*, 2014, 61: 7083–7091
- 174 Guerreiro G, Costa R, Figueiras P, et al. A self-adapted swarm architecture to handle big data for “factories of the future”. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52: 916–921

Research progress on management and control of abnormal production incidents in discrete manufacturing system

MA YuShan^{1,2}, SHI YanJun^{3,4}, NING ShiDuo^{3,4}, LI YanMei^{1,2} & MA Yue^{3,4}

¹ School of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China

² Liupanshan Laboratory, Yinchuan 750021, China

³ School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

⁴ State Key Laboratory of High-performance Precision Manufacturing, Dalian 116024, China

In the realm of intelligent manufacturing, discrete manufacturing enterprises are in urgent need of enhancing control levels in their production processes. Therefore, addressing the critical issue of leveraging next-generation information technology for precise and rapid control over disruptive events has become imperative to accelerate progress in intelligent manufacturing. This paper commences by elucidating the temporal logic behind production anomaly control, thereby clarifying the core research problem. Subsequently, it delves into characterizing and modeling production anomalies, encompassing representation of production elements, process modeling, and an overview of current anomaly modeling approaches. Furthermore, a detailed exposition is provided on the optimization of production anomaly scheduling while analyzing existing methods based on “perceive-evaluate-schedule-optimize”. Additionally, this paper explores closed-loop control logic within manufacturing processes that include data collection, anomaly prediction, and real-time control. Moreover, significant emphasis is placed on discussing the potential advantages and challenges associated with applying next-generation artificial intelligence information technology in anomaly control. Finally, considering the current research status and industry requirements for intelligent manufacturing systems, prospective future trends in anomaly control technology are presented.

production abnormality management and control, production modeling, production scheduling, production process control

doi: [10.1360/SST-2023-0401](https://doi.org/10.1360/SST-2023-0401)