



智能车间动态调度的研究与发展趋势分析

李新宇^{1,2}, 黄江平¹, 李嘉航¹, 李育鑫¹, 高亮^{1,2*}

1. 华中科技大学机械科学与工程学院, 武汉 430074;

2. 国家智能设计与数控技术创新中心, 武汉 430074

* E-mail: gaoliang@mail.hust.edu.cn

收稿日期: 2022-12-31; 接受日期: 2023-04-03; 网络版发表日期: 2023-06-05

国家重点研发计划(编号: 2022YFB3302700)和国家自然科学基金(批准号: U21B2029, 51825502)资助项目

摘要 智能制造是制造业发展的必然趋势, 智能车间是智能制造的主要载体, 决定着制造的效率. 生产过程是永恒的动态过程, 会不断发生各类突发事件, 频繁干扰车间系统的正常运行. 因此, 如何针对智能车间中频发的动态事件进行快速响应与合理调度是提高生产效率的关键之一. 本文首先描述了智能车间调度问题, 指出问题的复杂性; 其次, 阐述了智能车间动态调度方法的研究现状; 接着, 针对强化学习在动态调度中的应用进行了系统分析与分类讨论; 然后, 对动态调度决策模式的相关研究进行了详细的阐述, 分析了经典调度模式和主动调度模式的异同; 最后, 根据研究现状和制造业智能化发展的需求, 对智能车间动态调度未来的发展趋势进行了展望.

关键词 智能车间, 智能制造, 动态调度, 主动调度, 强化学习

1 引言

随着社会经济的发展, 制造业从传统的单品种、大批量的生产模式向着多品种、小批量的定制化生产模式发展, 激烈的市场竞争使得制造业面临着前所未有的挑战. 制造业是国民经济的支柱产业, 是立国之本、兴国之器、强国之基^[1], 从手工作业逐渐发展为机械化、自动化、数字化. 随着物联网、人工智能等新一代信息技术飞速发展, 制造业逐渐向着智能化方向转变. 智能制造已成为制造业发展的必然趋势, 各制造业大国都高度重视智能制造的发展, 均将智能制造作为提升本国制造业竞争力的主攻方向. 如德国的“工业4.0计划”、美国的工业互联网、日本的“制造业

白皮书”以及我国的“中国制造2025”等. 智能车间是智能制造的主要载体, 智能车间调度是制造业升级的关键技术之一, 能提高车间生产效率, 创造更大的经济效益. 例如, 通过采用混合智能车间调度技术, 国内某汽车厂商的凸轮轴生产效率提高了约14.37%^[2]; 宝钢建设了智能废钢车间, 实现了废钢配料无人化智能作业和废钢行车无人化, 节约了劳动力成本, 提高了劳动生产率^[3]. 随着智能制造的发展, 产品定制化程度越来越高、生产周期逐渐缩短, 制造过程中的动态不确定性因素对制造系统的稳定性影响越来越大. 因此, 以减小动态不确定事件对制造系统的干扰为主要目标的智能车间动态调度, 对智能车间的发展显得越来越重要.

引用格式: 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

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, doi: 10.1360/SST-2022-0481

近几年,关于智能车间的研究引起了学者们的广泛关注.在CNKI数据库中,通过关键词“智能车间”可以检索到1011条结果.由发表年份趋势图(图1)可知,自2014年起,关于“智能车间”的文章急速增长.2014年以前每年10篇左右,2014年20篇,2015年54篇,2018年130篇.2022年将发表181篇以“智能车间”为主题的文章.由此可见,智能车间的相关研究逐年提高.

采用Citespace软件中的聚类模块对“智能车间”、“Smart Shop”以及“Intelligent Factory”进行关键词聚类,得到CNKI和WoS数据库中关于智能车间研究领域的关键词聚类图谱(如图2和3).从聚类图中可知,与智能车间密切相关的热点研究包括车间调度、动态调度、大数据技术、数字孪生技术、物联网技术等.本文针对智能车间的动态调度问题进行总结分析,从

问题描述、动态调度方法、强化学习(reinforcement learning, RL)在动态调度中的应用、动态调度的主动决策模式等方面进行系统分析与阐述.

2 问题描述

车间调度是智能车间的一个核心问题,是指在一定的计划周期内对车间进行作业计划安排,例如将工件分配到具体的加工机器并确定其加工顺序^[4].车间调度问题是一个NP难问题,其计算复杂度,求解难度会随着问题规模的增大呈指数增长.

市场对制造产品的多元化要求高,企业基于此构造了不同类型的生产线.根据工件工艺及车间构成的不同可将生产调度问题分为单机调度问题(single ma-

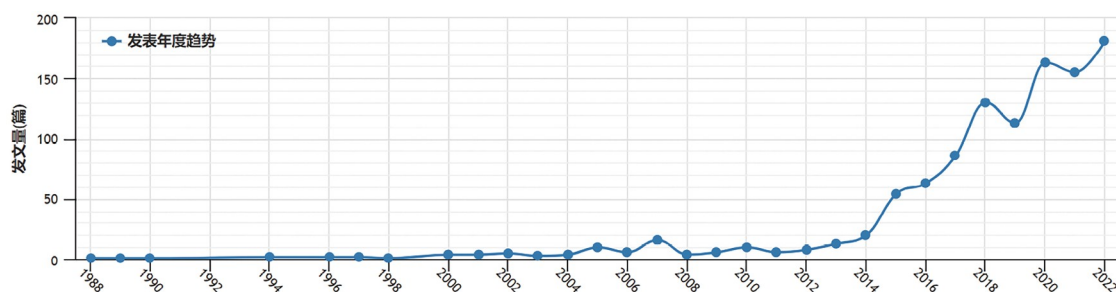


图 1 (网络版彩图)智能车间相关论文发表年度趋势图

Figure 1 (Color online) The number of papers about intelligent workshop in different years.



图 2 (网络版彩图)CNKI数据库关键词聚类图

Figure 2 (Color online) Keyword clustering chart based on CNKI database.

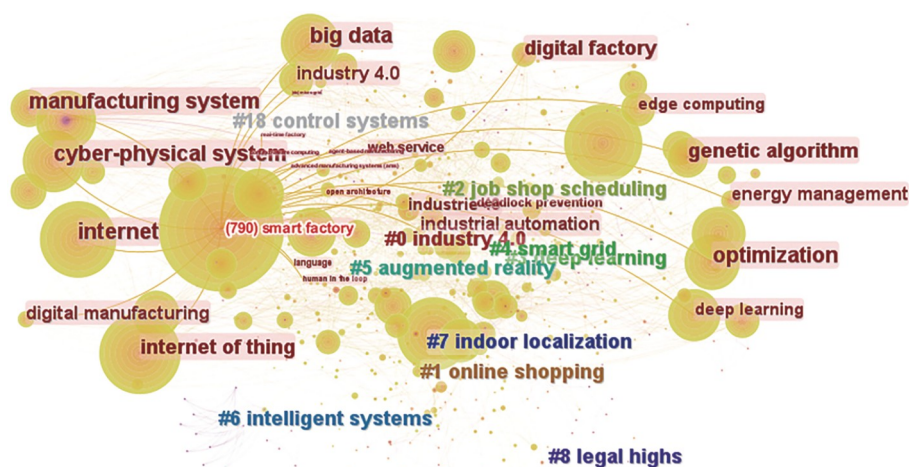


图3 (网络版彩图)WoS数据库关键词聚类图

Figure 3 (Color online) Keyword clustering chart based on WoS database.

chine scheduling problem, SMSP)、并行机调度问题(parallel machine scheduling problem, PMSP)、开放式车间调度(open-shop scheduling problem, OSP)、流水车间调度(flow-shop scheduling problem, FSP)以及作业车间调度(job-shop scheduling problem, JSP)^[5]。SMSP是指加工系统只有一台机床,待加工的工件有且只有一道工序,所有工件都在该机床上进行加工。此问题是最简单的调度问题,当生产车间中出现瓶颈机床时的调度可视为SMSP;PMSP是指加工系统中有多个完全相同的机床,每个工件只有一道工序,工件可以在任意一台机床上进行加工;OSP是指每个工件的工序之间的加工顺序是任意的,工件的加工可以从任意一道工序开始,在任意一道工序结束,即工件的加工没有特定的工艺路线约束,各个工序之间没有先后关系的约束;FSP是指加工系统中有一组功能不同的机床,待加工的工件包含多道工序,每道工序在一台机床上加工,所有工件的加工路线都是相同的,每个工件的工序之间有先后顺序约束;JSP是指在加工系统中有一组功能不同的机床,待加工的工件包含多道工序,每道工序在一台机床上加工,工件的工艺路线互不相同,每个工件工序之间有先后顺序约束。除了上述5种基础车间调度类型,还有其他的扩展问题,如分布式流水车间调度问题(distributed flow-shop scheduling problem, DFSP)、分布式作业车间调度问题(distributed job-shop scheduling problem, DJSP)、混合流水车间调度问题(hybrid flow-shop scheduling problem, HFSP)、柔

性作业车间调度问题(flexible job-shop scheduling problem, FJSP)等。这些问题广泛存在于实际生产中,需根据不同的资源约束以及生产工艺要求,选择适合的生产调度模式。

尽管车间类型种类繁多,但是所有的车间调度问题均可按照研究策略分为静态调度和动态调度两类。静态车间调度是指所有的车间状态和加工任务信息都是已知且确定的,在加工过程中,生产计划不做更改,通过模型与算法对计划进行优化。动态车间调度是指针对不断变化的生产条件以及不确定加工任务,及时调整生产计划,使得制定的调度方案能够对不断变化的车间环境进行及时有效的响应,以满足生产要求。

实际制造系统是动态变化的,静态车间调度具有一定的局限性,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。动态事件会引起调度环境发生变化,其种类很多,Suresh和Chaudhuri^[6]将动态事件分为4大类(图4),分别为:与工件相关的动态事件、与工序相关的动态事件、与机器相关的动态事件以及其他动态事件。与工件相关的动态事件主要包括工件随机到达、订单信息变更、加工时间的不确定以及加工时工件报废等突发事件;与工序相关的动态事件主要包括产量不稳定、工序延迟完工以及工序质量不合格等;与机器相关的动态事件主要包括机器故障、机器阻塞/死锁及机器负载有限等;原材料拖期、操作人员业务不熟练/缺勤等人为因素以及加工路线的变更等都属于其他动态事件。在上述动态事件中,市场需求多

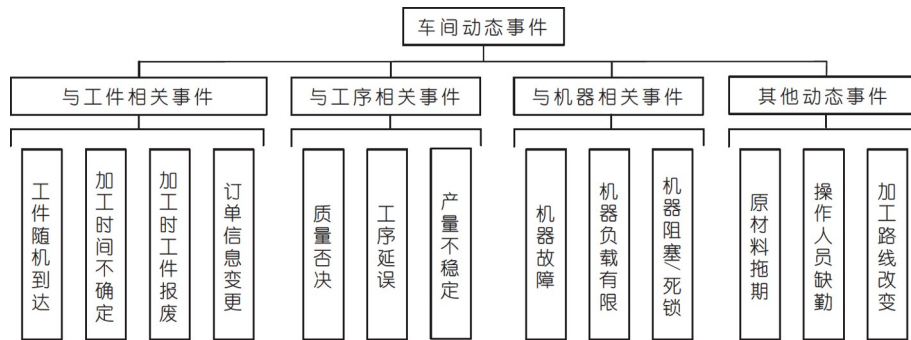


图 4 智能车间动态事件分类

Figure 4 Classification of dynamic events in intelligent workshop.

变、实际生产过程中加工机床的新旧程度/刀具磨具磨损程度差异等因素, 导致订单变更、加工时间不确定以及机器故障等是制造车间中最常见的动态事件。

由上述可知, 动态调度问题具有复杂性、随机性以及多约束性等。因此在不同的生产场景下, 为了满足不同的生产需求, 需要优化特定的调度目标。动态调度问题的主要性能指标包括最小化平均作业时间、最小化作业最大完成时间(makespan)、最小化生产成本、最小化生产计划调整量、最大化机器利用率以及最大化生产率等, 主要可以分成时间指标、经济指标以及系统指标等三大类, 如图5所示。

实际生产中动态事件频发, 例如, 炼钢-连铸生产过程中会发生机器损坏、工具失效、工件取消、工件随机到达等动态事件, 文献[7]将该问题建模为动态混合FJSP进行求解; 在半导体制造系统中, 经常发生机器故障、紧急订单以及交货期改变等动态事件, 从而影响该生产系统的稳定性以及生产效率[8]; 在烟草产业中, 周订单滚动追加以及订单执行时间和数量变化等动态问题对烟草卷包作业的动态调度技术提出了更高的要求[9]; 飞机零部件再制造系统可以建模为典型的JSP, 机器故障、返工和新订单到达等是该制造系统中频繁发生的动态事件[10]。

3 动态车间调度算法

3.1 启发式算法

求解动态车间调度的启发式算法(Heuristic)一般指指派规则(dispatching rules, DRs), DRs是求解复杂动态调度问题最简单、最有效的方法, 它可以根据当前时刻每个工件的信息来决定是否进行加工。一般而言,

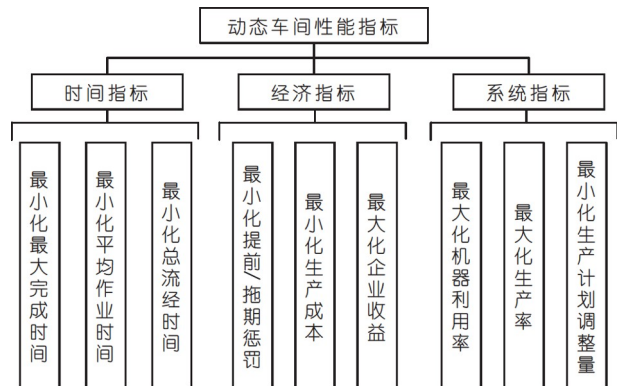


图 5 动态车间性能指标

Figure 5 Performance metrics of dynamic workshop.

根据信息种类的不同, DRs可分为两类: 工件相关和机器相关。工件相关主要有工序最短操作时间(shortest operation time, SIO)、工件最短加工时间(shortest processing time, SPT)、工件最长加工时间(longest processing time, LPT)、工件最早交期(earliest due date, EDD)等; 机器相关主要有剩余加工时间最长(most work remaining, MWKR)、机器总空闲时间最长(total machine idle time, TMIT)[11]。将简单规则进行组合可以得到复合规则。由于复合规则兼顾了车间的局部信息与全局信息, 所以在大多数目标函数下, 其性能都优于简单规则。

不同目标函数下, DRs之间的性能存在巨大差异, 这说明根据问题结构设计相应的调度规则至关重要[12]。文献[13]针对河流运输调度问题, 考虑随季节变化的序列相关加工时间与工件加工时间, 设计了两种全新的调度规则TOTUTIL和UTILWRK。前者优先选择经济效益最高的工件, 而后者考虑了单位时间内的经济效益。结果表明, 随着工件到达率的增加, 所提规

则的性能明显优于简单规则的性能。

3.2 超启发式算法

简单规则和复合规则都是研究人员手工设计得到的, 整个设计过程与问题高度相关, 需要研究人员对问题背景充分了解。此外, 在调整策略阶段还需要大量的试错实验, 这个过程非常费时。相比之下, 超启发式算法(hyper-heuristic, HH)能够自动设计调度规则, 是近年来的主要研究方法之一^[14]。启发式算法仅对问题的解空间进行搜索, 而HH可对启发式算法构成的空间进行搜索^[15]。

HH包括低级启发式(low-level heuristic, LLH)和高级启发式(high-level heuristic, HLH)两种策略。LLH是由传统DRs构成的集合, HLH包含各种操作算子, 它们可以对DRs进行变换以扩大低级启发式的搜索范围。根据高级启发式策略的不同, 主流的HH可以分为: 遗传编程(genetic programming, GP)和基因编程表达式(genetic expression programming, GEP)。

GP是由Koza在1994年提出的, 最初用于求解符号回归问题^[16]。在2005年以后, GP逐渐成为求解动态车间调度问题的主要方法之一。Nguyen和Zhang^[17]提出了三种全新的GP表达方式, 用于求解动态JSP, 在考虑最小化makespan和总加权拖期的情况下, 提出的GP模型虽然在静态问题上没有达到最优值, 但其在动态问题上的性能显著优于对比算法。由于GP使用树状结构表示每个解(根节点和子节点为运算符, 叶节点为调度规则), 传统GP在进行交叉和变异时, 子树的选择是完全随机的, 在巨大的搜索空间中缺乏一定的指导性。因此, 文献[18]针对动态FJSP设计了基于子树选择的遗传算子。该论文使用每个特征出现的频率代表其重要性, 然后根据重要性来决定是否选择相应的特征。结果表明, 提出策略在不增加计算时间的情况下显著提升了算法的性能。虽然GP在性能上显著优于简单的调度规则, 但是GP的计算时间以及生成规则的可解释性仍然是值得关注的问题。基于上述考虑, 文献[5]提出了一种基于特征选择的GP表达方式(feature selection GP, FSGP), 该方法使用自适应的特征选择机制来评估历史迭代中每个规则的权重, 然后限制当前迭代中的规则。在不同车间类型和目标函数的情况下, 提出的GP均展现出优异的结果。

GEP是由Ferreira在2001年提出的, 该算法采用线

性结构表示解, 其有利于防止树状结构的层数过深而增加运行时间^[19]。文献[20]考虑了随机工件到达的FJSP, 目标函数是最小化makespan、平均流时间和平均拖期。并从车间使用率、交期的程度以及问题的柔性等方面设计了大量的数值实验。实验结果显示, 所提出的GEP算法在不同程度的加工条件下均可以取得比较理想的解。针对考虑准备时间的工件随机到达的FJSP, 文献[21]提出了自适应的混合GEP算法, 该算法结合了4种邻域结构的变邻域搜索算法, 并基于重组概率(recombination rate)和转座概率(transposition rate)设计了全新的自适应控制策略。通过与GEP、GP以及其他调度规则的对比结果可以看出, 所提策略能够显著提升GEP的性能。如何设计可解释的调度规则, 并减小运行时间也是GEP需要考虑的问题。因此, 文献[22]针对GEP设计了相应的特征选择方法(feature selection GEP, FSGEP)。该特征选择采用在线学习的方式, 根据前几次迭代的信息计算对应特征的权重, 然后消除当先迭代中不相关的特征。FSGEP与FSGP, GP, GEP, 混合GP的对比结果表明, FSGEP不仅计算时间最少, 还可以生成最简单易懂的调度规则。

3.3 元启发式算法

元启发式算法(meta-heuristic, MH)主要包括: 进化计算(evolutionary computation, EC)、群体智能(swarm intelligence, SI)等, 其中EC采用遗传算子(交叉、变异和选择)的思想指导搜索, 而SI利用个体间的协同机制寻找最优值。使用MH解决动态车间调度问题首先要考虑工件排序和机器选择等子问题, 然后再针对不同的动态事件设计动态策略。如果求解鲁棒调度问题, 还要考虑动态环境下的鲁棒性指标对目标函数的影响^[23,24]。

文献[25]针对JSP考虑了三种随机事件: 工件随机到达、机器故障和变化的加工时间, 设计了基于多规则的种群初始化方法, 该方法与KK启发式规则混合作用在种群初始化阶段用于提升遗传算法(genetic algorithm, GA)在大规模问题上的收敛速度。文献[26]针对随机工件到达提出了全新的多目标优化模型, 这些目标分别是处理新工件的不连续率、新调度方案与原始调度makespan的偏差以及相同机器上重调度前后序列的偏差, 设计了考虑不可用机器的解码和种群初始化方法。为了充分利用问题信息, 针对粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO), 提出了问题相关

的粒子移动和随机惯性权重策略. 文献[27]考虑了重调度中的能耗问题, 从三个角度(总拖期、总能耗和新到达工件对原调度方案的扰动)建立了数学模型. 此外, 重调度方法往往比较费时, 为了减小运算时间, 该文提出了事件驱动的对偶异构并行GA, 可显著减小运行时间.

传统鲁棒性指标无法准确地描述复杂动态事件的对应状态, 针对此问题, 文献[23]设计了两种新的鲁棒性指标: 系统的可重用性和任务的可复现性. 并提出了全新的多目标PSO进行求解. 在调度方案中插入缓冲时间可以增加算法的鲁棒性, 因此文献[28]针对缓冲时间对鲁棒性的影响建立了数学模型, 并分别使用束搜索算法和PSO进行求解. 结果表明PSO在大规模问题上的性能最好. 文献[29]提出了两种基于机器负载的鲁棒性指标, 并结合makespan和机器负载建立了多目标优化模型, 根据子问题的更新机制提出了改进的基于分解的多目标进化算法.

3.4 其他方法

近年来, 机器学习技术逐渐被用来求解动态车间调度问题, 其首先根据车间调度问题建立重要特征, 然后使用对应的算法进行求解; 也可以在MH或者HH的基础上, 使用机器学习进行辅助搜索. 此外, 博弈论、多智能体系统、合同网协议、数字孪生等技术也可被用于解决动态车间调度问题.

文献[30]根据调度模型的性能、过程以及自适应能力, 建立了模型的特征用于描述动态过程, 然后使用集成深度森林选择最佳动态调度策略. 文献[31]考虑了机器故障的概率和缓冲时间对鲁棒性的影响, 建立了makespan和鲁棒性指标的双目标优化模型, 并提出了全新的极限学习机进行求解, 结果表明提出的方法在短时间内可以找到强鲁棒性的解. 文献[32]在考虑两个系数的基础上提出了基于可满足格式模型, 设计了两种神经网络结构, 并与基于启发式的kmean++算法相结合用于求解该模型. 文献[33]针对多目标FJSP实时调度问题, 提出了一种基于动态博弈论的双层调度方法, 有效减少了完工时间、机器总负载和总能耗. 文献[34]针对动态制造环境的不确定性, 提出了一种基于多智能体系统的主动反应式车间调度机制, 显著增强了调度方法的鲁棒性. 文献[35]以离散车间为研究对象, 基于物联制造技术、多智能体系统和合

同网协议, 提出了面向个性化定制的完全动态调度机制. 文献[36]针对JSP的动态调度问题, 设计了基于数字孪生的机器可用性预测、扰动检测和性能评估方法, 并提出了一种数字孪生使能的动态调度方法. 文献[37]针对毕业制造系统, 利用实时制造数据和受毕业典礼启发的创新管理哲学, 提出了一种毕业激励同步框架, 从而实现了具有柔性和弹性的可追溯调度生产.

4 强化学习在动态调度的应用

随着人工智能的广泛应用, RL作为一种主流的智能决策技术, 逐渐被应用到车间调度领域中, 以实现生产现场频发的扰动事件的快速响应和有效处理. 目前, 基于RL的动态调度方法主要分为三种: 基于RL的自适应智能优化算法、基于RL的端到端调度方法和基于RL的规则选择机制.

4.1 基于RL的自适应智能优化算法

为提高智能优化算法解决动态车间调度问题的自适应能力和泛化性, 一些研究尝试将RL与智能优化算法结合, 以实现算法参数、邻域搜索等方面的智能调整. 魏英姿等人[38]针对工件随机到达的JSP, 将遗传算法与Q学习相结合, 提出一种基于二级运算的学习算法, 平衡了搜索过程的探索(Exploration)和开发(Exploitation), 为解决动态生产环境的自适应调度提供了一种新思路. Li等人[39]针对具有2型模糊加工时间的多目标FJSP, 将RL用于参数选择, 设计了一种基于学习的参考向量模因算法, 实现了makespan和总能耗的最小化. Li等人[40]针对模糊FJSP, 设计了基于Q学习的参数调节策略和基于RL的变邻域搜索策略, 提出了一种新的基于分解的多目标进化算法, 实现了makespan和机器总工作量的最优化. Shahrabi等人[41]设计了基于RL的优化过程参数改进策略, 提出了一种基于变邻域搜索的调度方法, 有效解决了考虑随机工件到达和机器故障的动态JSP. Naimi等人[42]针对考虑机器故障的双目标FJSP, 提出了一种基于Q学习的重调度方法, 有效响应了制造系统的突发扰动事件.

基于RL的智能优化算法通常采用Q学习, Q学习作为传统的表格型RL方法, 限制了整个调度方法的自适应能力. 此外, 该种调度方法本质上属于MH, 在面对扰动事件频繁发生的生产现场, 仍不具备高效的快

速响应能力。

4.2 基于RL的端到端调度方法

在基于RL的端到端调度方法中, 决策模型通常利用RL算法不断与车间环境进行交互, 并进行模型参数更新, 最终实现模型直接输入原始调度方案, 或直接输出相应制造资源的分配方案, 从而指导后续的生产过程。

从调度架构的角度来说, 基于RL的端到端调度方法主要分为单智能体架构和多智能体架构。针对单智能体架构, Palombarini和Martinez^[43]将在线重调度任务建模为闭环控制问题, 提出了一种直接输入甘特图的重调度方法, 通过在线输出调度方案修复算子, 保证了车间在动态环境下的高效生产。Hu等人^[44]结合Petri网, 提出了一种基于图卷积网络的深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)动态调度方法, 通过在线选择生产资源, 有效解决了柔性制造系统中涉及资源共享、柔性路线和原料随机到达的动态车间调度问题。针对多智能体架构, Park等人^[45]将半导体制造过程中的贴装和引线键合阶段建模为考虑序列相关准备时间的FJSP, 结合DRL提出了基于机器智能体的工序选择方法, 有效处理了随机加工时间等动态扰动事件。Wang等人^[46]通过实时为每个工件智能体选择加工机器人, 提出了一种多智能体RL调度方法, 有效解决了资源抢占环境下的柔性FSP。Zhang等人^[47]提出了一种基于DRL的多智能体制造系统, 该系统集成了自组织机制和自学习策略, 能够高效自主地处理随机工件插入和机器故障等动态扰动事件。

4.3 基于RL的规则选择机制

在动态车间调度领域中, 调度规则作为一种经典的启发式方法, 具有实时性高、响应速度快的优点。然而, 没有一种调度规则可以适用所有的生产场景。因此, 近年来随着人工智能的广泛应用, 研究人员逐渐尝试将各种调度规则整合形成RL算法的动作空间, 并将车间调度问题建模为序列决策问题, 从而提出各种基于RL的规则选择机制。在此类方法中, 采用RL算法训练决策模型以更新模型内部参数, 最终学会在每个调度时刻, 根据车间环境的实时状态来选择合适的调度规则, 从而实现提高生产效率和降低生产成本的目标。前文提到, HH采用进化的思想选取调度规则,

其和RL都可以对调度规则进行选择, 但这两类算法的工作机制是不一样的, 主要区别如下: 首先, 基于RL的选择机制是将调度问题转化为马尔科夫决策过程, 基于HH的选择机制是考虑基因型到表现型的映射关系; 其次, 前者采用不同的策略进行求解, 而后者使用遗传算子对规则构成的空间进行搜索; 最后, RL根据奖励函数进行反馈从而优化模型, HH使用适应度函数保留最优个体。

基于RL的规则选择机制可以分为传统RL算法和DRL算法。在传统RL算法方面, Wang^[48]针对工件随机到达的动态JSP, 建立了基于多智能体技术的动态调度系统模型, 并提出了一种基于聚类 and Q学习的动态贪婪搜索策略, 实现了基于系统状态的调度规则选择机制。Shiue等人^[49]针对智慧工厂, 利用自组织映射神经网络对生产数据进行聚类, 将聚类结果作为离散状态空间, 并提出了一种基于Q学习和调度规则库的实时调度方法。在DRL算法方面, Luo^[50]设计了6种组合调度规则, 并利用双Q学习和软目标更新技巧, 提出了一种基于深度Q学习的调度方法, 有效解决了考虑新工件插入的FJSP。Hu等人^[51]针对FJSP的物料搬运问题, 提出了一种基于自适应DRL的AGV实时调度方法, 通过选择合适的规则, 实现了最小化makespan和延迟率。Han和Yang^[52]基于析取图调度方式, 结合卷积神经网络提出了一种DRL调度方法, 有效解决了考虑随机加工时间的动态JSP。Luo等人^[53]针对考虑新工件插入的动态多目标FJSP, 提出了一种基于双层深度Q网络的在线重调度框架, 实现了总加权延迟和平均机器利用率的最优化。Liu等人^[54]提出了一种分布式分层架构解决动态FJSP, 结合深度Q网络设计了特定的状态和规则动作, 实现了对新工件到达扰动事件的及时响应。Luo等人^[55]设计了5个工件选择规则和6个机器分配规则, 提出了分层多智能体近端策略优化算法, 有效解决了部分无等待的动态FJSP。Chang等人^[56]针对考虑随机工件到达的动态FJSP, 提出了一种基于DRL的调度方法, 该方法有助于建立具有自学习和智能决策的实时调度系统。

5 动态调度的主动决策模式

5.1 经典动态调度模式

针对生产领域中的动态调度问题, 研究人员们提

出了多种动态调度模式, 主要包括三种: 完全反应式调度(completely reactive scheduling, CRS)、预反应式调度(predictive reactive scheduling, PRS)、鲁棒调度(robust scheduling, RS)。

CRS不会预先生成完整的订单调度方案, 它是实时的方式做出决策, 因此也被称为实时调度或在线调度。调度规则是一种经典的CRS, 包括SPT, LPT, EDD等。它是以被分配对象的信息属性作为优先级, 从而对被分配对象进行排序, 然后依次为其分配相应的生产资源。简单的车间调度问题(如JSP)通常只需要一个规则解决问题, 例如工件排序规则SPT; 复杂的车间调度问题(如FJSP)则需要多个规则(即规则集合)解决问题, 例如LPT和MWKR, 前者是工件排序规则, 后者是机器分配规则。此外, 近年来, HH也逐渐被应用于产生调度规则, 包括GP和GEP等。与普通调度规则不同的是, HH通常将普通调度规则作为染色体的基因或二叉树个体的终止符集, 并通过大量迭代进化, 最终得到适合研究问题的一个复合调度规则。调度规则简单且易于实现, 但它通常是短视的, 不像全局调度一样具有能够显著提高车间生产性能的潜力。

PRS是制造系统中最常见的动态调度方法。PRS是一种重调度过程, 它会在初始阶段生成一个完整的调度方案, 每当车间有动态扰动事件发生时, 它会根据当前情况生成新的调度方案, 使制造系统保持稳定的运行。大多数PRS方法比较简单直接, 以生产效率为优化目标, 却往往忽略了新的调度方案可能会和原始方案有很大的偏差, 这会给制造系统带来较大的负面影响。因此, 一些专家学者们提出了鲁棒PRS。它是同时考虑生产效率和偏离原始方案程度的重调度方法, 能够最小化动态扰动事件对现有调度方案性能的影响。从实施方式来说, PRS主要分为调度修复和完全重调度。前者是对原有调度方案进行局部调整, 计算时间少, 后者是从头生成一个全新的调度方案, 理论上可以保持解的优越性, 但计算时间长。从重调度时间点上来说, PRS主要分为周期型、事件驱动型、混合型。周期型重调度是指每隔一段时间, 利用车间信息生成一个新的调度方案。事件驱动型重调度是指当车间发生扰动事件时, 重新生成调度方案。混合型重调度是指前两种重调度方式的混合。

RS是指在初始阶段进行调度的时候, 根据现有信息充分考虑未来可能发生的各种扰动事件, 从而生成

一个调度方案, 使其能够适应未来生产环境的多变性, 即在扰动事件发生之前便采取了一定的预防措施。RS对动态扰动事件具有很强的包容性, 但往往也因此牺牲了部分生产性能, 这使得其在优化常见调度目标上不如其他方法, 例如最小化makespan等。

5.2 主动调度模式

主动调度(proactive scheduling, PS)又名前摄性调度^[57], 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。现有的PS思想主要分为两大类, 基于资源冗余或时间冗余的PS和基于大数据预测机制的PS。前者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^[58], 具有预先防范异常事件的思想, 其调度方案在生产之前确定且不得更改; 后者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。下面分别对这两种PS模式的相关研究进行总结分析。

基于冗余机制的PS从初始调度着手, 将潜在的扰动因素考虑到调度计划的制定过程, 使所得的调度方案能更好地适应多变的生产环境, 其主要研究方法有模糊规划、随机规划和鲁棒规划等^[59]。施寿和周意坤^[60]针对任务工期不确定资源受限项目调度问题进行综述, 并指出“PS的目的是生成一个‘受保护’的基准调度计划”, 但未能被基准调度计划吸收的不确定性需要反应式调度处理。吴立华^[61]针对任务工时不确定的模具柔性FSP, 建立一种三阶段FSP前摄性调度模型, 使得在不同工时情景下, 最大化最坏情况下调度基准方案的稳定性。燕洁晨等人^[62]针对加工时间不确定的炼钢-连铸的HFSP, 建立PS模型, 在开始调度计划时就考虑潜在扰动因素, 有效吸收不确定加工时间带来的影响。Ramesh和Norman^[63]提出了一个主动不确定性调度技术解决考虑机器故障的准时JSP。文献^[64]提出了一个考虑单机故障的平行机前摄性调度模型, 其以最小化工件开工时间偏差的加权和为系统稳定性的衡量指标。Goren和Sabuncuoglu^[65]针对机器故障和加工时间不确定的JSP, 提出了一个树搜索启发式算法, 其生成的解具有很强的鲁棒性。针对相同的问题, Goren等人^[66]提出了一个分支定界算法和一个禁忌搜索算法进行PS, 生成稳定高效的调度方案。Ghezail等人^[67]分析了FSP的PS的鲁棒性, 提出了2个基于图的解的表

示方法, 分别显示了不同扰动对调度结果的影响以及扰动可能持续的时间长度. 肖世昌等人^[68]建立了加工时间随机可控的JSP随机模型, 提出了一种分层求解策略, 实现了加工时间可控的JSP前摄调度. 赵婵媛等人^[69]针对考虑随机机器故障的FSP, 以质量鲁棒性和解的鲁棒性为综合优化目标, 基于前摄性思想, 建立了问题的随机规划模型, 设计了内外双层嵌套式优化算法, 提高了调度方案的鲁棒性. 喻明让等人^[70]提出了一种考虑调整时间的JSP与预防性维修集成方法, 首先确定单独考虑调整时间的初始调度方案, 然后依据机器分配情况以及故障概率分布自适应确定预防性维修方案, 最终结合右移策略对方案进行调整, 得到优化后的集成方案. 李同玲等人^[71]研究了流水线车间的设备预防性维修问题, 其预防维修周期根据威布尔分布(Weibull distribution)确定, 然后将随机NEH算法作为GA的解码来确定工件的优先顺序以及完工时间. 吴志明等人^[72]在建立考虑资源约束调度模型的同时, 将预防性维修与稀缺资源等对工序起始加工时间的影响考虑到目标函数中, 建立了具有预防性维修的资源约束HFSP调度模型, 并将所提出的启发式规则与GA结合, 实现了对模型的求解. 文献^[73,74]均基于资源冗余或时间冗余的思想, 设计算法生成高鲁棒性、高稳定性的调度方案, 避免或者降低随机、动态扰动对系统的稳定性影响, 从而实现PS的目的.

上述的PS技术主要是靠增加系统冗余量提高调度计划的鲁棒性, 但其会造成调度冗余时间的浪费, 降低生产效率. 随着云计算、物联网、大数据等新一代信息技术的发展, 在智能制造环境下, 物联网覆盖整个生产车间, 传感器技术实时监测车间生产过程, 并通过网络将监测数据传送至数据处理中心. 通过对车间历史数据和实时数据进行分析, 挖掘生产信息的特征, 预测车间将要发生的异常事件, 及时调整调度计划, 实现车间异常事件的主动规避. PS技术也从预先防范向着主动规避的方向发展. 陶飞等人^[75]针对如何实现制造的物理世界和信息世界之间的交互与共融, 提出了数字孪生车间的概念, 其为PS的预测机制提供了数据来源. Lee等人^[76]分析了基于大数据环境下的预测制造的发展和趋势, 特别分析了预测制造的需求和技术. 姚锡凡等人^[77]指出当前制造系统均采用事后的被动或反应式策略, 缺乏主动性, 并结合社会信息物理系统的制造模式提出了一种大数据驱动的主动制

造体系架构, 从数据价值利用的深度和广度分析了主动制造与现有制造模式的异同. Fang等人^[78]提出了一种基于数字孪生技术的JSP调度方法, 通过调度资源参数更新方法和动态交互调度策略来实现对物理车间动态事件的重调度和实时响应. 何斌^[79]针对加工过程中内部不确定因素导致的工序延迟完工情况, 分析了工序完工时间延迟量对总体完工时间延迟率的影响机理及调度后各工序的特征, 提出了工序物流的PS策略. 蒋丹鼎等人^[80]针对生产过程的不确定性, 采用贝叶斯网络推理方法, 将具有时间序列的生产过程状态信息作为输入, 实现生产过程自适应制造. 张存吉等人^[81]提出了一种基于射频识别技术(radio frequency identification, RFID)与复杂事件处理的实时监测方法, 实时输出工件的状态矩阵, 为智能车间PS提供依据. Huang等人^[82]针对智能车间中由异常事件(工序改变和机器故障)引起的瓶颈转移问题, 采用物联网技术实时跟踪车间中的制造资源以及关键生产数据, 提出了一个基于深度神经网络和时间序列分析的瓶颈预测PS方法. Zhang等人^[73]提出了利用RFID和无线加速器进行工件异常事件监测和刀具剩余使用寿命预测的方法, 并建立了加工作业的感知环境和JSP的数学模型以及PS的算法框架. Zhang等人^[83]针对数字孪生系统因实际生产中随机事件导致的信息不对称现象, 基于工作车间采集的数字孪生数据, 提出了一个主动JSP调度策略, 其为数字孪生驱动的车间生产提供了高效、平滑的在线决策. 邓松^[84]针对不确定订单的生产车间调度问题, 提出了一个基于LSTM的不确定订单深度预测模型和一个基于不确定订单预测的车间PS模型, 其通过分析历史不确定订单的内在联系, 预测下一阶段不确定订单品类及数量, 以预测结果作为依据, 主动地进行生产调度优化, 以此增加企业面对扰动的敏捷性.

随着智能车间的兴起和5G、大数据、人工智能、云计算、物联网等新一代信息技术与制造技术的融合, 传统的“被动式”车间调度理论已经逐渐不能满足新制造模式的需求, 需要转变调度模式, 化被动调度为PS. 传统的PS技术主要是通过增加系统冗余从而预先防范随机、动态事件对制造系统带来的影响, 其生成的调度方案效率低、灵活性差. 相比之下, 基于新一代信息技术的PS技术能够基于系统数据, 预测动态事件的发生, 并及时调整调度方案, 主动规避异常事件的影响, 摒除不必要的系统冗余设置, 提高生产

效率,是智能制造得以发展的必要保障^[74]。基于新一代信息技术的PS具有如下三大挑战:(1)数据多源、异构、海量带来的传算质控度差;(2)工况异常频发、样本少带来的预测准确率低;(3)多品种小批量、需求多变带来的调度时效性弱。重点需要解决多源异构数据融合与车间运行状态分析方法、数据-知识融合驱动的智能车间PS模式等两个关键科学问题(图6)。目前,少数制造企业开始试点应用5G通信技术,以实现设备状态、参数设置、产品质量的数据采集与互通,如江苏省盐城市的某大型阀门制造企业建设了基于5G的焊接及试压系统^[85]。高通与博世力士乐联合展示了面向时间同步应用的端到端工业解决方案^[86]等。5G、大数据、人工智能、云计算、物联网等新一代信息技术能够为主动调度提供充分的数据来源,但这需要高精细的数据采集技术、高效的数据传输技术以及可靠的数据处理技术作为保障。目前相关技术在制造业的应用还在探索与尝试阶段。随着此类技术在制造业的广泛应用,主动调度技术得到有效实施,必会大幅提高制造系统的稳定性,进而提高制造业的生产效率。

6 未来发展趋势

随着社会经济发展,客户对个性化、定制化服务要求越来越高,企业智能化转型的需求与日俱增,其要求企业配备具有自我调控能力的生产线,能够针对各种系统异常事件,做出及时迅速的响应,保证订单任务的高效完成。智能化的车间调度是实现企业智能化转型的重要保障,当前智能车间调度主要采用群智

能优化算法、RL算法等对车间产品的生产流程进行合理的调度和管理,实现对车间动态事件的提前预测、实时响应以及事后处理。下面将从调度方法和调度模式两个方面分析智能车间动态调度的未来发展趋势。

6.1 调度方法

目前已经有大量的算法被应用到了智能车间动态调度问题的研究中,其中启发式方法、HH以及MH最为常见。启发式算法虽然简单易于理解,响应速度较快,但是其过于依赖经验知识,且求解质量不能保证;HH虽然可以用于实时生产,但是现阶段的研究仅针对LLH,对于HLH的研究较少。另外,HH无法充分利用物联网等先进技术给制造系统提供的丰富生产信息,并且求出的复合规则不易理解;MH的相关研究虽然很成熟,但其迭代慢,优化轨迹长,并不一定适合应对异常事件频发的生产车间调度。近几年,RL解决动态车间调度问题的优势引起了研究者的关注。RL是以试错的方式进行学习,通过与环境交互获得奖励指导动作选取,目的是最大化累积奖励。RL具有很强的适应性,因此特别适合用于动态车间调度问题。但目前利用RL方法解决车间调度问题的研究还处于不成熟阶段,大多数还停留在理论研究层面和经典测试案例验证的研究阶段。

调度方法主要服务于生产调度,将方法与生产实际相结合进一步提高生产效率才是关键。RL算法具备应对车间频发的异常事件的响应能力,但要想物尽其用,还需要结合物联网、数字孪生等技术,实时感知并传递输出生产车间数据,使得RL模型能够基于真实

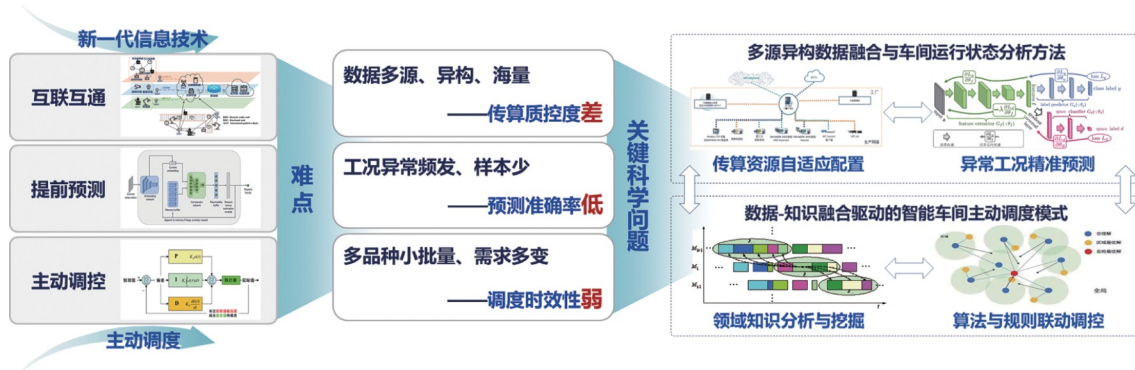


图 6 (网络版彩图)基于新一代信息技术的主动调度模式

Figure 6 (Color online) Active scheduling model based on new generation information technology.

生产环境数据实现对车间的动态调度管理。

6.2 调度模式

针对车间的动态事件, 现有的调度模式主要有CRS、PRS、RS和PS。前3个经典动态调度模式虽然能减小异常事件对制造系统的影响, 但其要么仅局限于局部实时信息, 导致系统性能难以预测, 忽略了调度方案的全局性能; 要么仅考虑车间效率, 忽略系统性能, 导致调度方案缺乏鲁棒性和稳定性; 要么生成的调度方案会降低设备以及资源的利用率, 并且对突发事件的响应能力差。PS通过提前考虑未来可能发生的异常事件并预先制定调度方案, 防范异常事件的影响, 更适合动态事件频发的车间环境。但关于PS的研究目前还处于探索阶段, 特别是基于预测机制的PS模式。

随着工业物联网、数字孪生以及工业大数据分析等技术的飞速发展, 制造系统中数据得以采集、传

输、保存, 这为基于预测机制的PS方法的落地提供了重要保障。在这样的背景下, 智能车间调度也需要由被动调度模式向PS模式转变。围绕智能车间的动态调度问题, 基于生产车间的历史数据和实时数据, 区分可预测扰动和不可预测扰动。针对可预测扰动, 根据系统数据分析并预测扰动的类型和发生时间; 针对不可预测扰动, 采用经典动态调度模式和基于系统冗余的PS模式作为辅助工具, 以提高制造系统的抗干扰能力。

总结来说, 为了适应智能制造发展需求, 智能车间的动态调度方法应该朝着自适应性强、自学习能力强和通用性强的方向发展, 而调度模式应该朝着PS为主、被动调度为辅的方向发展。提前感知制造车间信息, 预测车间可能发生的动态事件, 实现PS, 规避动态事件可能造成的影响; 对于PS不能处理或处理不完善的动态事件, 采用被动调度尽可能减小动态事件造成的影响。

参考文献

- 1 Zhou J. Smart manufacturing—The main direction of “Made in China 2025” (in Chinese). *China Mech Eng*, 2015, 26: 2273–2284 [周济. 智能制造——“中国制造2025”的主攻方向. *中国机械工程*, 2015, 26: 2273–2284]
- 2 Lu C, Gao L, Yi J, et al. Energy-efficient scheduling of distributed flow shop with heterogeneous factories: A real-world case from automobile industry in China. *IEEE Trans Ind Inf*, 2021, 17: 6687–6696
- 3 Xie Q G, Wu J, Zhu J L. Design of unmanned dosing system for intelligent scrap shop in steelmaking area (in Chinese). *Metal Ind Autom*, 2022, 46: 427–432 [谢庆刚, 吴疆, 朱建龙. 炼钢区域智能废钢车间无人化配料系统设计. *冶金自动化*, 2022, 46: 427–432]
- 4 Wang L. Shop Scheduling and Its Genetic Algorithm (in Chinese). Beijing: Tsinghua University Press, 2003 [王凌. 车间调度及其遗传算法. 北京: 清华大学出版社, 2003]
- 5 Gao L, Zhang G H, Wang X J. Intelligent Optimization Algorithm for Flexible Job Shop Scheduling and Its Application (in Chinese). Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2012 [高亮, 张国辉, 王晓娟. 柔性作业车间调度智能算法及其应用. 武汉: 华中科技大学出版社, 2012]
- 6 Suresh V, Chaudhuri D. Dynamic scheduling—A survey of research. *Int J Production Economics*, 1993, 32: 53–63
- 7 Tang L, Zhao Y, Liu J. An improved differential evolution algorithm for practical dynamic scheduling in steelmaking-continuous casting production. *IEEE Trans Evol Computat*, 2014, 18: 209–225
- 8 Qiao F, Ma Y M, Zhou M C, et al. A novel rescheduling method for dynamic semiconductor manufacturing systems. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2020, 50: 1679–1689
- 9 Wang A M, Ding L, Ning R X, et al. Tobacco packaging Job-Shop dynamic scheduling technology (in Chinese). *Comput Integr Man Syst*, 2010, 16: 603–610, 627 [王爱民, 丁雷, 宁汝新, 等. 烟草卷包作业动态调度技术. *计算机集成制造系统*, 2010, 16: 603–610, 627]
- 10 Zheng P, Wang J, Zhang J, et al. An adaptive CGAN/IRF-based rescheduling strategy for aircraft parts remanufacturing system under dynamic environment. *Robotics Comput-Integrated Manuf*, 2019, 58: 230–238
- 11 Shady S, Kaihara T, Fujii N, et al. A novel feature selection for evolving compact dispatching rules using genetic programming for dynamic job shop scheduling. *Int J Production Res*, 2022, 60: 4025–4048
- 12 Holthaus O, Rajendran C. Efficient jobshop dispatching rules: Further developments. *Production Planning Control*, 2000, 11: 171–178

- 13 Sweeney K D, Sweeney Ii D C, Campbell J F. The performance of priority dispatching rules in a complex job shop: A study on the Upper Mississippi River. *Int J Production Economics*, 2019, 216: 154–172
- 14 Branke J, Nguyen S, Pickardt C W, et al. Automated design of production scheduling heuristics: A review. *IEEE Trans Evol Computat*, 2016, 20: 110–124
- 15 Guo H, Liu J, Zhuang C. Automatic design for shop scheduling strategies based on hyper-heuristics: A systematic review. *Adv Eng Inf*, 2022, 54: 101756
- 16 Koza J R. Genetic programming as a means for programming computers by natural selection. *Stat Comput*, 1994, 4: 87–112
- 17 Nguyen S, Zhang M, Johnston M, et al. A computational study of representations in genetic programming to evolve dispatching rules for the job shop scheduling problem. *IEEE Trans Evol Computat*, 2013, 17: 621–639
- 18 Zhang F, Mei Y, Nguyen S, et al. Guided sub-tree selection for genetic operators in genetic programming for dynamic flexible job shop scheduling. In: *Proceedings of Genetic Programming: 23rd European Conference*. Seville, Spain, 2020. 262–278
- 19 Ferreira C. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Syst*, 2001, 13: 87–129
- 20 Nie L, Gao L, Li P, et al. A GEP-based reactive scheduling policies constructing approach for dynamic flexible job shop scheduling problem with job release dates. *J Intell Manuf*, 2013, 24: 763–774
- 21 Zhang C, Zhou Y, Peng K, et al. Dynamic flexible job shop scheduling method based on improved gene expression programming. *Measurement Control*, 2020, 54: 1136–1146
- 22 Shady S, Kaihara T, Fujii N, et al. Feature selection approach for evolving reactive scheduling policies for dynamic job shop scheduling problem using gene expression programming. *Int J Prod Res*, 2022, doi: 10.1080/00207543.2022.2092041
- 23 Duan J, Wang J. Robust scheduling for flexible machining job shop subject to machine breakdowns and new job arrivals considering system reusability and task recurrence. *Expert Syst Appl*, 2022, 203: 117489
- 24 Baykasoğlu A, Karaslan F S. Solving comprehensive dynamic job shop scheduling problem by using a GRASP-based approach. *Int J Production Res*, 2017, 55: 3308–3325
- 25 Kundakcı N, Kulak O. Hybrid genetic algorithms for minimizing makespan in dynamic job shop scheduling problem. *Comput Industrial Eng*, 2016, 96: 31–51
- 26 Wang Z, Zhang J, Yang S. An improved particle swarm optimization algorithm for dynamic job shop scheduling problems with random job arrivals. *Swarm Evolary Computation*, 2019, 51: 100594
- 27 Luo J, El Baz D, Xue R, et al. Solving the dynamic energy aware job shop scheduling problem with the heterogeneous parallel genetic algorithm. *Future Generation Comput Syst*, 2020, 108: 119–134
- 28 Jamili A. Robust job shop scheduling problem: Mathematical models, exact and heuristic algorithms. *Expert Syst Appl*, 2016, 55: 341–350
- 29 Shen X N, Han Y, Fu J Z. Robustness measures and robust scheduling for multi-objective stochastic flexible job shop scheduling problems. *Soft Comput*, 2017, 21: 6531–6554
- 30 Zhou G, Chen Z, Zhang C, et al. An adaptive ensemble deep forest based dynamic scheduling strategy for low carbon flexible job shop under recessive disturbance. *J Cleaner Production*, 2022, 337: 130541
- 31 Yang Y, Huang M, Wang Z Y, et al. Robust scheduling based on extreme learning machine for bi-objective flexible job-shop problems with machine breakdowns. *Expert Syst Appl*, 2020, 158: 113545
- 32 Rohaninejad M, Janota M, Hanzálek Z. Integrated lot-sizing and scheduling: Mitigation of uncertainty in demand and processing time by machine learning. *Eng Appl Artif Intelligence*, 2023, 118: 105676
- 33 Zhang Y, Wang J, Liu Y. Game theory based real-time multi-objective flexible job shop scheduling considering environmental impact. *J Cleaner Production*, 2017, 167: 665–679
- 34 Lou P, Liu Q, Zhou Z, et al. Multi-agent-based proactive–reactive scheduling for a job shop. *Int J Adv Manuf Technol*, 2012, 59: 311–324
- 35 Zhang Z Q, Tang D B, Jin Y Q, et al. Self-organizing production technology for discrete workshop scheduling driven by internet of things (in Chinese). *J Mech Eng*, 2018, 54: 34–44 [张泽群, 唐敦兵, 金永乔, 等. 信息物联驱动下的离散车间自组织生产调度技术. 机械工程学报, 2018, 54: 34–44]
- 36 Zhang M, Tao F, Nee A Y C. Digital twin enhanced dynamic job-shop scheduling. *J Manuf Syst*, 2021, 58: 146–156
- 37 Li M, Li M, Ding H, et al. Graduation-inspired synchronization for industry 4.0 planning, scheduling, and execution. *J Manuf Syst*, 2022, 64: 94–106

- 38 Wei Y Z, Gu K F. Genetic reinforcement learning approach to dynamic scheduling based on performance prediction (in Chinese). *J Syst Simul*, 2010, 22: 2809–2812 [魏英姿, 谷侃锋. 基于性能预测的遗传强化学习动态调度方法. *系统仿真学报*, 2010, 22: 2809–2812]
- 39 Li R, Gong W, Lu C, et al. A Learning-based memetic algorithm for energy-efficient flexible job shop scheduling with type-2 fuzzy processing time. *IEEE Trans Evol Comput*, 2022, doi: 10.1109/TEVC.2022.3175832
- 40 Li R, Gong W, Lu C. A reinforcement learning based RMOEA/D for bi-objective fuzzy flexible job shop scheduling. *Expert Syst Appl*, 2022, 203: 117380
- 41 Shahrabi J, Adibi M A, Mahootchi M. A reinforcement learning approach to parameter estimation in dynamic job shop scheduling. *Comput Industrial Eng*, 2017, 110: 75–82
- 42 Naimi R, Nouiri M, Cardin O. A Q-learning rescheduling approach to the flexible job shop problem combining energy and productivity objectives. *Sustainability*, 2021, 13: 13016
- 43 Palombarini J A, Martinez E C. End-to-end on-line rescheduling from Gantt chart images using deep reinforcement learning. *Int J Production Res*, 2022, 60: 4434–4463
- 44 Hu L, Liu Z, Hu W, et al. Petri-net-based dynamic scheduling of flexible manufacturing system via deep reinforcement learning with graph convolutional network. *J Manuf Syst*, 2020, 55: 1–14
- 45 Park I B, Huh J, Kim J, et al. A reinforcement learning approach to robust scheduling of semiconductor manufacturing facilities. *IEEE T Autom Sci Eng*, 2020, 17: 1420–1431
- 46 Wang X, Zhang L, Lin T, et al. Solving job scheduling problems in a resource preemption environment with multi-agent reinforcement learning. *Robotics Comput-Integrated Manuf*, 2022, 77: 102324
- 47 Zhang Y, Zhu H, Tang D, et al. Dynamic job shop scheduling based on deep reinforcement learning for multi-agent manufacturing systems. *Robotics Comput-Integrated Manuf*, 2022, 78: 102412
- 48 Wang Y F. Adaptive job shop scheduling strategy based on weighted Q-learning algorithm. *J Intell Manuf*, 2020, 31: 417–432
- 49 Shiue Y R, Lee K C, Su C T. Real-time scheduling for a smart factory using a reinforcement learning approach. *Comput Industrial Eng*, 2018, 125: 604–614
- 50 Luo S. Dynamic scheduling for flexible job shop with new job insertions by deep reinforcement learning. *Appl Soft Computing*, 2020, 91: 106208
- 51 Hu H, Jia X, He Q, et al. Deep reinforcement learning based AGVs real-time scheduling with mixed rule for flexible shop floor in industry 4.0. *Comput Industrial Eng*, 2020, 149: 106749
- 52 Han B A, Yang J J. Research on adaptive job shop scheduling problems based on dueling double DQN. *IEEE Access*, 2020, 8: 186474–186495
- 53 Luo S, Zhang L, Fan Y. Dynamic multi-objective scheduling for flexible job shop by deep reinforcement learning. *Comput Industrial Eng*, 2021, 159: 107489
- 54 Liu R, Piplani R, Toro C. Deep reinforcement learning for dynamic scheduling of a flexible job shop. *Int J Production Res*, 2022, 60: 4049–4069
- 55 Luo S, Zhang L, Fan Y. Real-time scheduling for dynamic partial-no-wait multiobjective flexible job shop by deep reinforcement learning. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2022, 19: 3020–3038
- 56 Chang J, Yu D, Hu Y, et al. Deep reinforcement learning for dynamic flexible job shop scheduling with random job arrival. *Processes*, 2022, 10: 760
- 57 Davenport A J, Beck J C. A survey of techniques for scheduling with uncertainty. Toronto, ResearchGate, 2002
- 58 Herroelen W, Leus R. Project scheduling under uncertainty: Survey and research potentials. *Eur J Operational Res*, 2005, 165: 289–306
- 59 Iglesias-Escudero M, Villanueva-Balsera J, Ortega-Fernandez F, et al. Planning and scheduling with uncertainty in the steel sector: A review. *Appl Sci*, 2019, 9: 2692
- 60 Shi Q, Zhou Y K. Status and prospects of research on scheduling problems of resource constrained projects with uncertain task duration (in Chinese). *Proj Manag Technol*, 2013, 11: 43–49 [施骞, 周意坤. 任务工期不确定资源受限项目调度问题研究现状及展望. *项目管理技术*, 2013, 11: 43–49]
- 61 Wu L H. Research on proactive and reactive scheduling for mould manufacturing workshop under uncertain environments (in Chinese). Dissertation for the Doctoral Degree. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2013 [吴立华. 不确定环境下模具制造车间前摄与反应式调度方法研究. 博士学位论文. 广州: 广东工业大学, 2013]
- 62 Yan J C, Chen H Y, Zhang W X, et al. Robust optimization method for steelmaking-continuous casting scheduling with uncertain processing

- times (in Chinese). *Control Decis*, 2023, 38: 1661–1669 [燕洁晨, 陈红雨, 张文新, 等. 加工时间不确定的炼钢-连铸鲁棒优化调度方法. *控制与决策*, 2023, 38: 1661–1669]
- 63 Bollapragada R, Sadeh N M. Proactive release procedures for just-in-time job shop environments, subject to machine failures. *Naval Res Logistics*, 2004, 51: 1018–1044
 - 64 Leus R, Herroelen W. The complexity of machine scheduling for stability with a single disrupted job. *Operations Res Lett*, 2005, 33: 151–156
 - 65 Goren S, Sabuncuoglu I. Optimization of schedule robustness and stability under random machine breakdowns and processing time variability. *IIE Trans*, 2009, 42: 203–220
 - 66 Goren S, Sabuncuoglu I, Koc U. Optimization of schedule stability and efficiency under processing time variability and random machine breakdowns in a job shop environment. *Naval Res Logistics*, 2012, 59: 26–38
 - 67 Ghezail F, Pierreval H, Hajri-Gabouj S. Analysis of robustness in proactive scheduling: A graphical approach. *Comput Industrial Eng*, 2010, 58: 193–198
 - 68 Xiao S C, Sun S D, Yang H A. Proactive scheduling research on job shop with stochastically controllable processing times (in Chinese). *J Northwest Polytech Univ*, 2014, 32: 929–936 [肖世昌, 孙树栋, 杨宏安. 加工时间随机可控Job Shop前摄调度研究. *西北工业大学学报*, 2014, 32: 929–936]
 - 69 Zhao C Y, Lu Z Q, Cui W W. Proactive scheduling optimization on flow shops with random machine breakdowns (in Chinese). *J Zhejiang Univ (Eng Sci)*, 2016, 50: 641–649 [赵婵媛, 陆志强, 崔维伟. 考虑随机故障的流水线调度问题前摄优化方法. *浙江大学学报(工学版)*, 2016, 50: 641–649]
 - 70 Yu M R, Zhang Y J, Chen K, et al. Job-shop scheduling and preventive maintenance considering setup time (in Chinese). *J Xi'an Jiaotong Univ*, 2015, 49: 16–21 [喻明让, 张英杰, 陈琨, 等. 考虑调整时间的作业车间调度与预防性维修集成方法. *西安交通大学学报*, 2015, 49: 16–21]
 - 71 Li T L. Research on production scheduling of preventive maintenance based on genetic algorithm (in Chinese). Dissertation for the Master's Degree. Tianjin: Tianjin University, 2012 [李同玲. 基于遗传算法的预防性维修的生产调度问题研究. 硕士学位论文. 天津: 天津大学, 2012]
 - 72 Wu Z M. Research on hybrid flow shop scheduling problem considering resource constraints and preventive maintenance (in Chinese). Dissertation for the Master's Degree. Chengdu: University of Electronic and Technology of China, 2012 [吴志明. 考虑资源约束及预防性维修的混合流水车间调度问题研究. 硕士学位论文. 成都: 电子科技大学, 2012]
 - 73 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
 - 74 Cui W, Lu Z, Li C, et al. A proactive approach to solve integrated production scheduling and maintenance planning problem in flow shops. *Comput Industrial Eng*, 2018, 115: 342–353
 - 75 Tao F, Zhang M, Cheng J F, et al. Digital twin workshop: A new paradigm for future workshop (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2017, 23: 1–9 [陶飞, 张萌, 程江峰, 等. 数字孪生车间——一种未来车间运行新模式. *计算机集成制造系统*, 2017, 23: 1–9]
 - 76 Lee J, Lapira E, Bagheri B, et al. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. *Manuf Lett*, 2013, 1: 38–41
 - 77 Yao X F, Zhou J J, Zhang C J, et al. 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]
 - 78 Fang Y, Peng C, Lou P, et al. Digital-twin-based job shop scheduling toward smart manufacturing. *IEEE Trans Ind Inf*, 2019, 15: 6425–6435
 - 79 He B. Research on proactive scheduling and state evaluation of workshop process logistics driven by situation data (in Chinese). Dissertation for the Master's Degree. Xi'an: Changan University, 2019 [何斌. 情境数据驱动的车间工序物流主动调度与状态评测研究. 硕士学位论文. 西安: 长安大学, 2019]
 - 80 Jiang D D, Zhou J T, Zhao Y, et al. Initiative scheduling method triggered by production trend prediction (in Chinese). *Mech Sci Tech Aerosp Eng*, 2019, 38: 80–89 [蒋丹鼎, 周竞涛, 赵颖, 等. 以生产趋势预测为基础的主动式调度方法. *机械科学与技术*, 2019, 38: 80–89]
 - 81 Zhang C J, Yao X F, Zhang J M. Real-time monitoring of workpieces based on RFID and CEP for Manufacturing Workshop (in Chinese). *J Hunan Univ (Natural Sci)*, 2017, 44: 38–45 [张存吉, 姚锡凡, 张剑铭. 制造车间基于RFID与CEP的工件实时监测. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2017, 44: 38–45]
 - 82 Huang B, Wang W, Ren S, et al. A proactive task dispatching method based on future bottleneck prediction for the smart factory. *Int J Comput Integrated Manuf*, 2019, 32: 278–293

- 83 Zhang F, Bai J, Yang D, et al. Digital twin data-driven proactive job-shop scheduling strategy towards asymmetric manufacturing execution decision. *Sci Rep*, 2022, 12: 1546
- 84 Deng S. Active scheduling model based on uncertain order deep prediction and its application research (in Chinese). Dissertation for the Master's Degree. Shenyang: Northeastern University, 2020 [邓松. 基于不确定订单深度预测的主动调度模型及应用研究. 硕士学位论文. 沈阳: 东北大学, 2020]
- 85 Kong L Z. Exploring the digital application of 5G communication technology in the valve manufacturing industry (in Chinese). *Jiangsu Commun*, 2022, 38: 29–33 [孔令舟. 5G通信技术在阀门制造行业的数字化应用探索. *江苏通信*, 2022, 38: 29–33]
- 86 Gao Q. Digitization-based 5G applications in smart factories (in Chinese). *Big Data Time*, 2022, 11: 74–80 [高琪. 5G应用助力智慧工厂“心中有数”. *大数据时代*, 2022, 11: 74–80]

Research and development trend of intelligent shop dynamic scheduling

LI XinYu^{1,2}, HUANG JiangPing¹, LI JiaHang¹, LI YuXin¹ & GAO Liang^{1,2}

¹ School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

² National Center of Technology Innovation for Intelligent Design and Numerical Control, Wuhan 430074, China

Intelligent manufacturing is a trend in the development of the manufacturing industry, and its main carrier is intelligent workshops. The complex and changeable workshop system faces frequent dynamic events from various situations during production. The key to improving production efficiency is figuring out how to give reasonable scheduling for frequent dynamic events in intelligent workshops. This paper first describes the intelligent shop scheduling problem and points out its complexity. Second, the research on dynamic scheduling methods for the intelligent workshop is described, and the application of reinforcement learning to dynamic scheduling is classified and discussed. Furthermore, the research on the decision-making mode of dynamic scheduling is provided in detail, and the similarities and differences between the classical and proactive scheduling modes are examined. Finally, the future development trend of intelligent shop dynamic scheduling is given based on the research and demand of the intelligent manufacturing industry.

intelligent workshop, intelligent manufacturing, dynamic scheduling, proactive scheduling, reinforcement learning

doi: [10.1360/SST-2022-0481](https://doi.org/10.1360/SST-2022-0481)