

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0024-06

基于 ICN-QL 的多目标柔性作业车间动态调度问题研究

姚怡雯¹, 王 斌², 王 巍³

(1. 扬州大学 商学院, 江苏 扬州 225009; 2. 中盐盐穴综合利用股份有限公司, 江苏 金坛 213200;

3. 中盐金坛盐化有限责任公司, 江苏 金坛 213251)

摘 要:传统调度算法灵活性不足,数字化技术实时处理滞后,难以满足市场对敏捷响应和高效交付的需求。柔性作业车间调度问题考虑了动态生产环境下的机器分配灵活性和工序路径优化,能够有效满足当下“多品种、小批量”的市场需求。因此,结合强化学习方法进行研究,对企业实现生产计划的实时优化、资源的高效配置并提高客户满意度与市场适应性意义重大。针对柔性作业车间调度问题(flexible job shop scheduling problem, FJSP),以优化最大完工时间和总能耗为目标,建立多目标柔性作业车间动态调度模型,并提出一种基于 ICN-QL 的动态调度方法对模型求解。首先,提出智能车间调度框架及实施机制,构建基于 ICN 的状态空间;然后,设计 8 种复合调度规则作为动作空间,使用 QL 算法根据车间状态信息选择合适的规则,进而实现数据驱动的实时调度。最后,通过对比实验验证了所提算法具有有效性和优越性。

关键词:实时调度;智能车间;多目标优化;柔性作业车间调度;强化学习;动态调度

中图分类号: TP18; TH165

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0024-06

Research on multi-objective flexible job shop dynamic scheduling problem based on ICN-QL

Yao Yiwen¹, Wang Bin², Wang Wei³

(1. Business School, Yangzhou University, Yangzhou 225009, Jiangsu, China;

2. China Salt Cavern Comprehensive Utilization Co., Ltd., Jintan 213200, Jiangsu, China;

3. China Salt Jintan Co., Ltd., Jintan 213251, Jiangsu, China)

Abstract: Traditional scheduling algorithms lack flexibility, and digital technology lags behind in real-time processing, making it difficult to meet the market's demand for agile response and efficient delivery. The flexible job shop scheduling problem considers the flexibility of machine allocation and process path optimization in dynamic production environments, which can effectively meet the current market demand for "multiple varieties and small batches". Therefore, combining reinforcement learning methods for research is of great significance for enterprises to achieve real-time optimization of production plans, efficient allocation of resources, and improve customer satisfaction and market adaptability. Aiming at the flexible job shop scheduling problem (FJSP), a multi-objective dynamic scheduling model for flexible job shops is established with the goal of optimizing maximum completion time and total energy consumption. A dynamic scheduling method based on ICN-QL (information clustering network qlearning) is proposed to solve the model. Firstly, it proposes an intelligent workshop scheduling framework and implementation mechanism, and constructs a state space based on ICN; Then, eight composite scheduling rules are designed as action spaces, and QL algorithm is used to select appropriate rules based on workshop status information, thereby achieving data-driven real-time scheduling. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed algorithm are verified through comparative experiments.

Keywords: real-time scheduling; smart shop floor; multi-objective optimization; flexible job shop scheduling; reinforcement learning; dynamic scheduling

随着技术的快速迭代和消费者需求的日益多元化,传统的车间调度方法已难以满足当下市场的需求。一方面,生产环境受到机器故障和订单插入等突发事件的影响给企业生产效率带来了诸多困难^[1-3];另一方面,传统调度算法灵活性不足,数字化技术实时处理滞后,难以满足市

场对敏捷响应和高效交付的需求^[4-5]。而强化学习的算法通过与环境的交互,能够实时调整策略以适应这些变化,降低了因固定规则和缺乏灵活性造成的效率瓶颈问题,对提高车间生产计划实时优化和整体运营效率意义重大^[6-7]。柔性作业车间调度问题考虑了动态生产环境下

收稿日期:2025-06-23;录用日期:2025-08-20

基金项目:江苏省自然科学基金面上资助项目(BK20221231);常州市科技计划资助项目(CM20223014)

作者简介:姚怡雯(1989—),女,中级经济师,研究方向为企业数据管理与分析。

引用本文:姚怡雯,王斌,王巍. 基于 ICN-QL 的多目标柔性作业车间动态调度问题研究[J]. 自动化技术与应用,2026,45(10):24-29. (Yao Yiwen, Wang Bin, Wang Wei. Research on multi objective flexible job shop dynamic scheduling problem based on ICN-QL[J]. Techniques of Automation and Applications,2026,45(10):24-29.)

的机器分配灵活性和工序路径优化,能够有效满足当下“多品种、小批量”的市场需求^[8]。因此,结合强化学习方法进行研究,对企业实现生产计划的实时优化、资源的高效配置并提高客户满意度与市场适应性意义重大。

现阶段,国内外学者对 FJSP 求解算法进行了广泛研究,并取得了很多成果。李浩平等^[9]针对机器性能不稳定的柔性作业车间问题,建立了寻找中断点重调度模型,提出改进灰狼优化算法进行求解。李瑞等^[10]针对柔性作业车间调度问题,以最小化最大完工时间为目标,提出了一种改进人工蜂群算法进行求解。Lyu 等^[11]针对柔性作业车间调度问题以最小化最大完工时间为目标,提出了一种改进 Harris 鹰优化算法,引入可混沌机制对动态和静态的 FJSP 求解。Robbert 等^[12]针对多目标柔性作业车间问题,提出了一种基于自动化深度强化学习的方法,用于在线控制多目标进化算法的参数,从而有效优化了训练成本。郑婷娟等^[13]针对大规模柔性作业车间调度面临的解空间复杂,求解难度高,提出采用基于值的深度强化学习方法进行求解。陈祉烨等^[14]提出了一种基于强化学习的改进遗传算法,引入变邻域搜索机制和离散莱维飞行机制,对柔性作业车间调度问题求解。综上所述,上述文献针对柔性作业车间调度算法进行了研究并取得了较多成果,然而,针对多目标优化以及如何有效利用多源和异构的制造数据实现实时调度的研究尚且不足^[15]。

因此,本文提出智能车间调度框架及其动态调度机制,建立以优化最大完工时间和总能耗为目标的多目标柔性作业车间动态调度模型,提出一种基于 ICN-Qlearning 的动态调度方法,从而实现数据驱动下的柔性作业车间实时调度问题求解。

1 智能车间调度优化问题

1.1 智能车间调度框架

智能车间整体调度框架由 4 个智能体组成:制造资源智能体、监控智能体、车间智能体和调度智能体。所有智能体都可以相互发送信息,如图 1 所示^[16]。车间智能体包括车间状态信息计算单元和调度规则单元。调度智能体包括车间状态信息聚类网络 (information clustering network, ICN) 和表格决策单元。机器智能体、自动导引运输车 (automated guided vehicle, AGV) 智能体代表制造资源智能体。它们同步相应物理实体的信息。监控智能体可以判断某个时间点是否为调度点。判断条件如下:如果在时间 t , 车间内有一个或多个等待运输的作业和一个或多个空闲的 AGV, 则该时间点就是调度点。需要注意的是,在实际生产中使用之前,需要对它们进行预训练。智能车间的动态调度机制如下:

1) 每个制造资源智能体同步相应对象的信息。监控智能体注册这些智能体以同步信息。

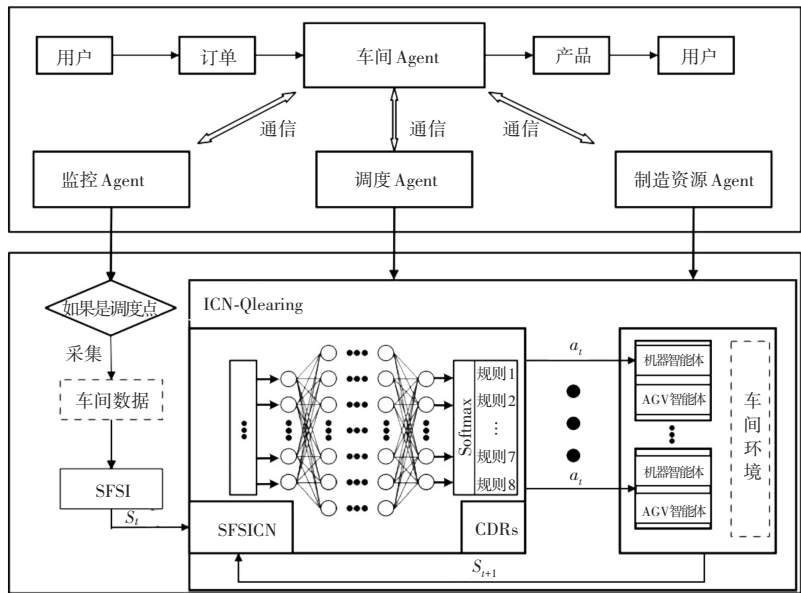


图 1 智能车间调度框架

Fig. 1 Intelligent workshop scheduling framework

2) 当监控智能体检测到调度点时,它会向其他智能体发送通知。车间智能体形成车间状态信息 (shop floor state information, SFSI) 并发送给调度智能体。调度智能体使用 ICN 确定 SFSI 聚类,然后使用表格决策单元根据聚类结果选择合适的复合调度规则 (composite dispatching rule, CDR)。它将选择的 CDR 发送给车间智能体。车间智能体使用调度规则模块将 CDR 转换为特

定的调度方案。

3) 根据调度方案,车间智能体向每个机器智能体和 AGV 智能体发送指令,并执行加工任务和运输任务;

4) 当监控智能体再次检测到调度点时,重复步骤 2) 和步骤 3)。

5) 当车间智能体判断所有工作都已加工完毕时,调度过程结束。车间智能体获取目标并将其提交给员工。

1.2 问题描述

柔性作业车间调度问题可以被描述为存在多台机器 $M = \{M_x, x = 1, \dots, m\}$, 多辆 AGV $\{A_y, y = 1, \dots, n\}$, 多个工件 $\{J_i, i = 1, \dots, a\}$ 工件 J_i 有多个工序 $\{O_{ij}, j = 1, \dots, b_i\}$ 其中 b_i 表示工件 J_i 的工序总数, 不同工件的工序数不同。每个工序可以在不同的机器上加工, 加工时间各不相同。每台机器的加工功率和空转功率都是固定的。AGV 负责将作业从一个地点运送到另一个地点, 这伴随着消耗能源。开始时, 所有作业都在存储单元中。当一个工件的所有工序都加工完毕后, 它需要返回存储单元。车间需要消耗辅助能源来维持运行。目标是优化最大完工时间和总能耗。

1.3 数学模型

建立柔性作业车间调度的数学模型需要满足以下基本假设: 1) 同一工件各工序的加工顺序固定, 不同工件的工序加工顺序互不影响。2) 每台机器在某一时刻只能加工一道工序, 并且每道工序一旦开始加工不得中断。3) 同一时刻, 工件的每道工序只在一台机器上加工。4) 所有机器和小车在零时刻都是可用的。5) 所有机器的缓冲区足够大, 待加工工件可以提前送到。6) 小车在运输作业时消耗能源, 其能源消耗与运输时间相关。

$$\sum_{i=1}^a X_{i,j,x} \leq 1, j = 1, 2, \dots, b_i \quad (1)$$

$$\sum_{x=1}^m X_{i,j,x} = 1, i = 1, 2, \dots, a, j = 1, 2, \dots, b_i \quad (2)$$

$$(S_{i,j-1,x} + t_{i,j-1,x}) \leq S_{i,j,x}, i = 1, 2, \dots, a; j = 1, 2, \dots, b_i \quad (3)$$

$$x = 1, 2, \dots, m$$

$$T = \max_{1 \leq i \leq a} CT_i \quad (4)$$

$$MPT_x = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{b_i} (A_{ijx} \cdot t_{ijx}) \quad (5)$$

$$ME = \sum_{x=1}^m (CP_x \cdot MPT_x + IP_x \cdot (T - MPT_x)) \quad (6)$$

$$TE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{b_i} (TP \cdot (\text{Time}_{ij}^{\text{pickup}} + \text{Time}_{ij}^{\text{delivery}})) \quad (7)$$

$$AE = AP \cdot T \quad (8)$$

$$E = ME + TE + AE \quad (9)$$

式(1)表示每道工序只能在一台机器上加工 $X_{i,j,x}$ 为 0-1 二元决策变量; 式(2)表示每台机器在同一时刻最多加工一道工序; 式(3)表示每道工序必须在前一道工序完成后才能开始加工; 式(4)表示最大完工时间 T ; 式(5)表示机器总加工时间; 式(6)表示机器空转能耗计入的总机器能耗; 式(7)表示小车在取货和交货期间的总能耗; 式(8)表示车间运行期间总辅助能源消耗; 式(9)表示能源消耗总量。

根据以上模型, 针对柔性作业车间调度, 以优化最大完工时间和总能耗为目标, 构造目标函数, 即

$$\min f = \omega_1 \cdot T + \omega_2 \cdot E \quad (10)$$

其中, ω_1 代表最大完工时间目标权重, ω_2 代表总能耗目标权重。

权重取值越大, 表示对应优化目标在综合调度方案中优先级越高。模型中的符号如表 1 所示。

表 1 参数符号定义

Tab. 1 Definition of parameter symbols

符号	说明	符号	说明
T	最大完工时间	t_{ijx}	机器 M_x 上工序 O_{ij} 的加工时间
E	能源消耗总量	CP_x	机器 M_x 的切割功率
ME	所有机器的能耗	IP_x	机器 M_x 空转功率
TE	所有 AGV 的能耗	TP	每台 AGV 的运输功率
A_{ijx}	如果工序 O_{ij} 要在机器 M_x 上加工, 则设为 1, 否则设为 0	AP	车间辅助能源消耗功率
CT_i	工件 J_i 加工完成时间	$S_{i,j,x}$	工序 O_{ij} 在第 x 台机器上的开始加工时间
MPT_x	机器 M_x 的总加工时间	$\text{Time}_{ij}^{\text{pickup}}$	工序 O_{ij} 的小车取货时间
AE	辅助能源消耗	$\text{Time}_{ij}^{\text{delivery}}$	工序 O_{ij} 的小车交货时间

2 ICN-Qlearning 方法

在利用 ICN-Qlearning 的动态调度方法求解多目标柔性作业车间调度问题时, 本文的主要思想如下: 根据智能车间的调度框架将问题建模为马尔科夫决策过程 (markov decision process, MDP)。在运行过程中, 被监控智能体所确定的节点, 即为马尔科夫决策过程中的决策点。车间智能体负责利用接收到的信息形成车间状态信

息, 调度智能体在此基础上, 对车间状态信息进行聚类处理, 构建出马尔科夫决策过程所需的**状态空间。调度规则单元由多个复合调度规则构成了动作空间。

2.1 状态空间设计

2.1.1 车间状态信息计算模块

车间状态信息计算模块可以将接收到的信息转化为车间状态信息。车间状态信息包括一些状态变量。为了描述这些变量, 本文在此为机器 M_x 的缓冲区定义

了 4 个基本符号: PT_{xc}^{OM} 代表第 c 次工序的加工时间、 EC_{xc}^{OM} 代表第 c 次工序的能耗、 RPT_{xc}^{JM} 代表第 c 个工件的剩余加工时间、 REC_{xc}^{JM} 代表第 c 个工件的剩余能耗。因此,表 2 给出了一些对象符号。

表 2 一些对象符号

Tab. 2 Some object symbols

符号	说明
CR_i	工件 J_i 的完成率
PT_h^{OT}	等待运输的第 h 次工序的加工时间
EC_h^{OT}	等待运输的第 h 次工序的能耗
RPT_h^{JT}	等待运输的第 h 个工件的剩余加工时间
REC_h^{JT}	等待运输的第 h 个工件的剩余能耗
NU_x^{JM}	机器 M_x 缓冲区中的工件数量
LR_x	机器 M_x 的装载率
$PTSU_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的加工时间的和
$ECSU_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的能耗的和
$PTME_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的加工时间的平均值
$PTSD_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的加工时间的标准差
$ECME_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的能耗的平均值
$ECSU_x^{OM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 次工序的能耗的标准差
$RPTME_x^{JM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 个工件的剩余加工时间的平均值
$RECME_x^{JM}$	机器 M_x 缓冲区第 c 个工件的剩余能耗的平均值

其中,OT 表示工序时间,OM 表示工序能耗,JT 表示工件时间,JM 表示工件能耗。基于这些对象符号,本文使用四种数学运算建立了 26 个状态变量。这些运算包括均值、和、范围和标准偏差。例如,对 CR_i 进行均值运算,得到第一个状态变量 $f_1 = (\sum_{i=1}^a CR_i) / a$ 。因此,SFSI 的 26 个状态变量如下:1) 平均值。 $CR_i, PT_h^{OT}, EC_h^{OT}, RPT_h^{JT}, REC_h^{JT}, NU_x^{JM}, LR_x, PTME_x^{OM}, PTSD_x^{OM}, ECME_x^{OM}, ECSU_x^{OM}, RPTME_x^{JM}, RECME_x^{JM}$ 。2) 总和。 $PT_h^{OT}, EC_h^{OT}, PTSU_x^{OM}, ECSU_x^{OM}$ 。3) 范围。 $PT_h^{OT}, EC_h^{OT}, PTSU_x^{OM}, ECSU_x^{OM}$ 。4) 标准差。 $CR_i, PT_h^{OT}, EC_h^{OT}, NU_x^{JM}, LR_x$ 。

2.1.2 车间状态信息聚类网络

ICN 是一种自组织映射神经网络,可以使用基于模型的聚类算法进行训练。它包括输入层和竞争层^[17]。ICN 可以将连续的数据空间转化为离散的状态空间,为后续的复合调度规则选择奠定基础。其训练过程如下:

- 1) 初始化所有权重向量 $\omega_i(0) (i = 1, \dots, a)$ 。
- 2) 对 $\omega_i(k)$ 和一个样本 S 进行归一化处理,得到 $\omega_i^*(k)$ 和 S^* ,其中 k 代表迭代次数。
- 3) 通过计算找到最佳匹配神经元 $S^* \cdot \omega_i^*(k)$ 。
- 4) 通过邻域半径 $NR(k)$,查找最佳匹配神经元邻域内的所有神经元。
- 5) 对于邻域中的每个神经元,通过拓扑距离和迭代次数计算出相应的学习率 α ,并用式(11)更新相应的权重向量。

$$\omega_i^*(k+1) = \omega_i^*(k) + \alpha \cdot [S^* - \omega_i^*(k)] \quad (11)$$

6) 更新 $NR(k)$ 。

7) 重复步骤 2),直到迭代次数达到指定数量。

通过不断训练,竞争层中的每个神经元将只对一个车间状态信息聚类作出响应。因此,将车间状态信息输入 ICN,找出最佳匹配的神经元,即确定车间状态信息聚类。

2.2 动作空间设计

本文设计有多个复合调度规则,其中包括 3 种单规则:作业排序规则、AGV 选择规则和机器选择规则。这些单一规则(SR1 至 SR10)如下: LRT^{Sort} ; SRT^{Sort} ; NEC^{Sort} ; LPT^{Sort} ; SPT^{Sort} ; $SPUT^{AGV}$; $SPT^{Machine}$; $NBT^{Machine}$; $NEC^{Machine}$; $NLR^{Machine}$ 。其中,RT、EC、PT、PUT、BT 和 LR 分别代表剩余时间、能耗、加工时间、拾取时间、缓冲时间和装载率,“L”、“S”和“N”分别代表“最长”、“最短”和“最小”。根据这些规则,下面给出了 8 个复合调度规则(CDR1 至 CDR8): $SR_1 + SR_6 + SR_7$; $SR_2 + SR_6 + SR_9$; $SR_4 + SR_6 + SR_8$; $SR_5 + SR_6 + SR_9$; $SR_4 + SR_6 + SR_8$; $SR_2 + SR_6 + SR_{10}$; $SR_5 + SR_6 + SR_{10}$; $SR_3 + SR_6 + SR_8$ 。

2.3 奖励函数设计

本文所设计的奖励函数为式(12),其中 ξT_t 是和最大完工时间相关的变量与 t 至 $t+1$ 之间的时间长度成正比, ξE_t 是和能耗相关的变量并与总能耗成正比,通过直接关联时间和能耗这两个关键因素对应的变量,来激励智能体在车间调度中不断寻求减少时间和能耗的策略。

$$r_t = -(\xi T_t + \xi E_t) \quad (12)$$

2.4 算法流程

根据聚类结果和经过训练的 Q 表选择合适的 CDR。在 Q 表中,每个 SFSI 聚类对应一个 CDR。因此, Q 表中的 SFSI 聚类-CDR 映射关系是核心,可通过基于强化学习的训练获得。 Q -table 的更新公式如下,即

$$Q(s_t, \alpha_t) \leftarrow Q(s_t, \alpha_t) + d \cdot [r_t + \gamma \cdot \max_{\alpha} Q(s_{t+1}, \alpha) - Q(s_t, \alpha_t)] \quad (13)$$

训练过程见算法 1,其中 Q 为状态-动作价值表;IN 为训练总回合数; α 为学习率; γ 为折扣因子; ε 为探索率,采用 ε -贪心策略进行动作选择;GC 为每回合对 ε 的增量;UB 为 ε 的上界。

算法 1 训练 Q -table

- 1 初始化 $Q, IN, \alpha, \gamma, \varepsilon, GC, UB$ 。
- 2 for episode $i = 1$ to IN do。
- 3 初始化车间状态信息。
- 4 repeat。
- 5 通过 ICN 生成状态空间 s_t 。
- 6 使用贪心算法 ε 从 Q 表中选择动作 d_t 。
- 7 对环境施加动作 α_t ,观察得到反馈奖励 r_t ,和新状态 s_{t+1} 。
- 8 使用更新公式更新 Q 。
- 9 通过 GC 增加 ε 到 UB。
- 10 until 回合结束。

3 实验分析

在 Windows 11 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12600KF @ 3.70 GHz, RTX4060Ti 内存 32 GB 的实验环境下进行案例测试。

为了验证所提实时调度算法的优越性,本文采用表 3 中设定的实验参数对算法的调度效率进行验证,并选取所提出的 8 种复合调度规则进行了比较进行对比实验,结果见表 4。为了衡量算法性能,规定独立运行 10 次任务,将 a 与 b 的优越比定义为 $(b - a)/b$ 。因此,在目标 f 的 10 项任务下所提算法与 8 种 CDR 的优越性比值箱型图如图 2 所示。

为了验证本文所提 ICN-QL 算法的可行性与有效性,使本文所提算法在实验环境中进行求解。以任务 4 为例,结果如图 3 所示。在图 3 中,每条虚线代表一个调度点。两条短实线代表两个新插入的任务。可以看出,所提算法

具有可行性,能有效地实时处理干扰事件。

表 3 各项任务的参数

Tab. 3 Parameters of Each Task	
参数	取值
机器数量	9
AGV 的数量	4
工件数量	Unif [14, 49]
工件 J_i 工序的数量	4
新工件插入数量	2
O_{ij} 的加工时间	Unif [10, 40]
M_x 的加工功率	{ 7.0+0.5 <i>i</i> , <i>i</i> =1, ..., 22 } kW
M_x 的闲置功率	{ 1.0+0.1 <i>i</i> , <i>i</i> =1, ..., 20 } kW
运输消耗功率	3.6 kW
辅助能源消耗功率	2.0 kW

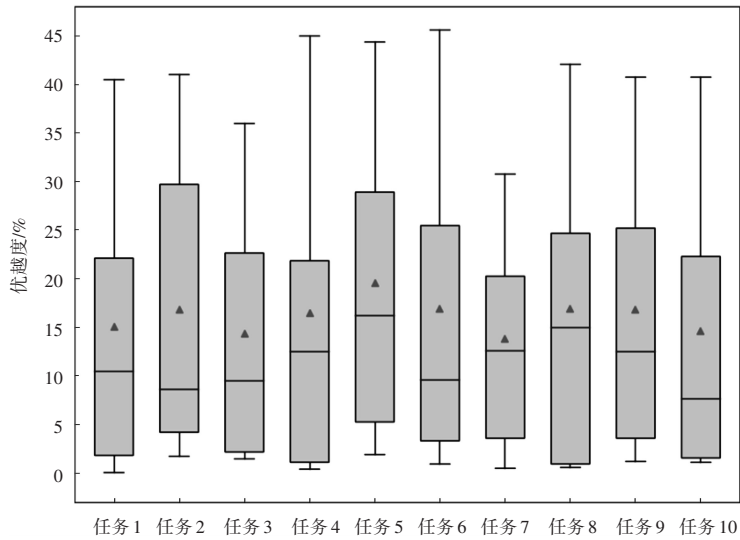


图 2 ICN-QL 与所提的 CDRs 的优越比率

Fig. 2 Superiority ratio of ICN-QL to the proposed CDRs

表 4 ICN-QL 和所提的 CDRs 的性能对比

Tab. 4 The performance comparison results of ICN-QL and the proposed CDRs

任务	ICN-QL	CDR1	CDR2	CDR3	CDR4	CDR5	CDR6	CDR7	CDR8
1	697.62	739.72	1 172.04	698.30	1 167.12	714.26	830.89	823.21	697.87
2	848.24	932.38	1 437.89	877.43	1 434.40	862.80	1146.07	923.81	888.05
3	754.90	812.71	1 179.74	769.60	1 176.69	772.28	857.32	923.22	766.24
4	575.91	657.93	1 047.07	581.91	1 045.45	578.02	670.77	658.35	582.67
5	755.51	910.24	1 358.49	769.85	1 357.16	800.51	991.39	892.58	789.65
6	698.06	704.42	1 283.08	726.23	1 277.94	729.55	819.38	860.19	710.46
7	769.68	863.16	1 111.40	773.21	1 105.11	797.20	926.67	898.60	798.53
8	712.13	808.79	1 230.03	718.76	1 225.26	716.34	867.54	878.69	719.12
9	589.34	627.85	994.39	607.14	991.19	612.58	737.12	726.68	596.69
10	781.52	812.82	1 319.73	790.33	1 316.67	794.69	882.40	932.89	791.28

从表 4 中可以看出,ICN-QL 算法在每个任务上都获得了最小的目标 f 。图 2 中,每个三角形点代表相应任务的平

均优势比。10 个优越率的平均值分别为 15.02%、16.82%、14.35%、16.45%、19.58%、16.93%、13.84%、16.91%、16.

79%和14.62%。根据表4和图3,可以得出结论:在实时调度中,ICN-QL算法优于所提出的8种CDR,并能根据每

个调度点的车间状态信息与CDR的映射关系选择合适的复合调度规则。

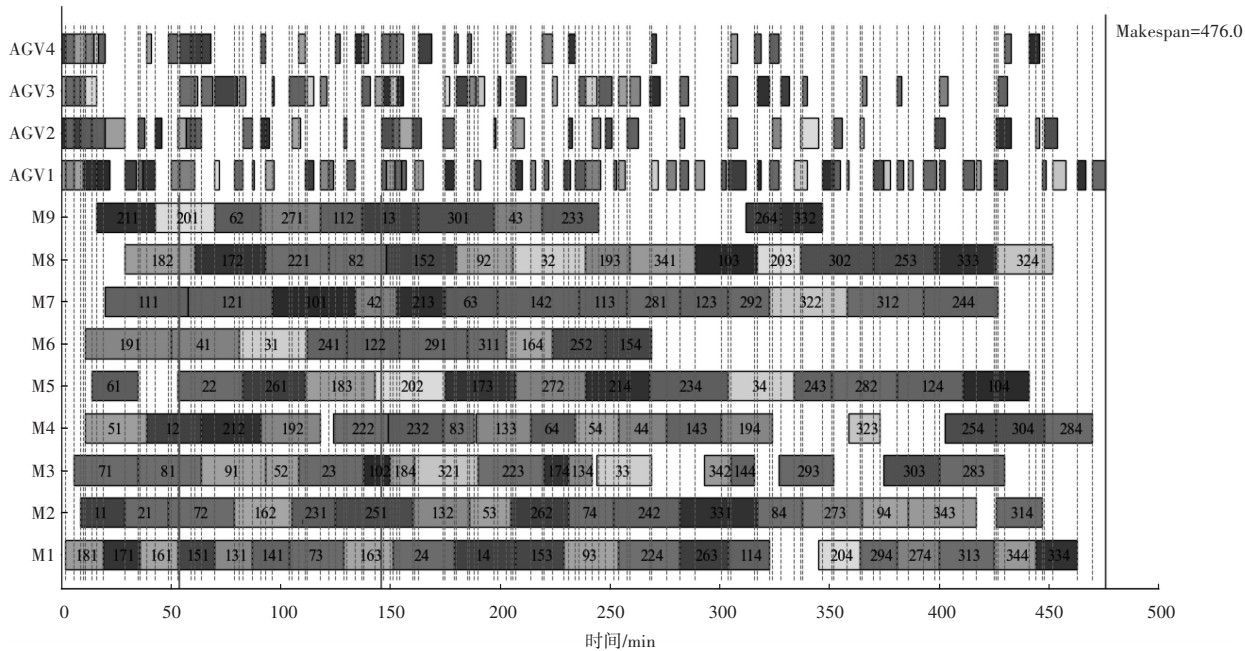


图3 任务4的甘特图

Fig. 3 Gantt chart of task 4

4 结论

针对柔性作业车间动态调度问题,以优化最大完工时间和总能耗为目标,构建了多目标优化的柔性作业车间动态调度模型,并提出了一种基于ICN-QL动态调度方法进行求解。本研究的主要结论如下:1)面对多品种小批量的生产环境考虑利用多源、异构的制造数据,提出了智能车间调度框架及实施机制,构建了双目标柔性作业车间调度模型,能够适应动态变化的生产环境和多样化调度需求。2)将调度问题建模为MDP,设计了基于聚类生产状态空间和由复合调度规则组成的动作空间,提出了一种基于ICN-QL的动态求解方法,使得智能体能够根据当前的生产状态自适应选择合适的复合调度规则。3)实验结果表明,与所设计的复合调度规则相比,ICN-QL表现出更优越的性能,同时能够有效应对新订单插入等未知情况。在之后的研究中将考虑生产过程中更多的实际影响因素,如考虑人力资源限制等。同时,计划引入多智能体强化学习方法构建更智能的调度策略。

参考文献

[1] Majeed A, Zhang Y, Ren S, et al. A big data-driven framework for sustainable and smart additive manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021(67): 102026.

[2] Huang S, Wang B, Li X, et al. Industry 5.0 and society 5.0-comparison, complementation and co-evolution[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022(64): 424-428.

[3] 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[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12): 38-46.

[4] 田园, 田云娜, 刘雪. 求解柔性作业车间调度问题算法综述[J]. 延安大学学报(自然科学版), 2021, 40(3): 64-70.

[5] 贾苏绒, 王公强, 贾叶子. 基于深度强化学习的农村物流运输路径自动选择研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6): 24-27, 68.

[6] 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[J]. 中国科学: 技术科学, 2023, 53(7): 1016-1030.

[7] 黄亮. 基于并行遗传算法的柔性作业车间导引车智能调度方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(10): 86-90.

[8] Dauzère-Pérès S, Ding J, Shen L. The flexible job shop scheduling problem: a review[J]. European Journal of Operational Research, 2024, 314(2): 409-432.

[9] 李浩平, 杜毅毅, 朱成彪, 等. 基于改进灰狼算法的柔性作业车间重调度问题研究[J]. 太原理工大学学报, 2024, 55(4): 603-611.

[10] 李瑞, 徐华, 杨金峰, 等. 改进近邻人工蜂群算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(2): 438-443.

[11] Lyu Z L, Zhao Y X, Kang H Y, et al. An improved Harris hawk optimization algorithm for flexible job shop scheduling problem[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 78(2): 2337-2360.

[12] Robbert R, Yingqian Z, Zaharah B. Learning to adapt genetic algorithms for multi-objective flexible job shop scheduling problems[C]//Proceedings of the Companion Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO'23 Companion). New York: Association for Computing Machinery, 2023: 315-318.

[13] 郑婷娟, 石致远, 胡明珠, 等. 基于DDQN的大规模柔性作业车间调度优化[J]. 制造业自动化, 2024, 46(4): 12-15, 22.

[14] 陈祉烨, 胡毅, 刘俊, 等. 利用强化学习的改进遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(25): 10848-10856.

[15] Li J, Tao F, Cheng Y, et al. Big data in product lifecycle management[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 81(1): 667-684.

[16] Xiong W, Fu D. A new immune multi-agent system for the flexible job shop scheduling problem[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018(29): 857-873.

[17] Shiue Y R, Lee K C, Su C T. Real-time scheduling for a smart factory using a reinforcement learning approach[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 125: 604-614.