

# 控制与决策

Control and Decision

## 机器故障可重入混合流水车间调度问题研究

汤怀钰, 王聪, 张宏立, 马萍, 李新凯

引用本文:

汤怀钰, 王聪, 张宏立, 等. 机器故障可重入混合流水车间调度问题研究[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 944-954.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0442>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法

Global search-oriented adaptive leader salp swarm algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2152-2160 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0090>

#### 基于多班教学优化的多目标分布式混合流水车间调度

Multi-class teaching-learning-based optimization for multi-objective distributed hybrid flow shop scheduling

控制与决策. 2021, 36(2): 303-313 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0549>

#### 基于深度强化学习与迭代贪婪的流水车间调度优化

Scheduling optimization for flow-shop based on deep reinforcement learning and iterative greedy method

控制与决策. 2021, 36(11): 2609-2617 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0608>

#### $l_p$ -范数约束下MKL-OC-ELM的装备故障检测

MKL and OC-ELM fault detection based on  $l_p$ -norm constraint

控制与决策. 2021, 36(10): 2379-2388 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0443>

#### 改进集成深层自编码器在轴承故障诊断中的应用

Application of improved ensemble deep auto-encoder in bearing fault diagnosis

控制与决策. 2021, 36(1): 135-142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270>

# 机器故障可重入混合流水车间调度问题研究

汤怀钰<sup>1</sup>, 王聪<sup>2†</sup>, 张宏立<sup>2</sup>, 马萍<sup>2</sup>, 李新凯<sup>2</sup>

(1. 新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆大学 智能科学与技术学院, 乌鲁木齐 830017)

**摘要:** 针对带机器故障约束的可重入混合流水车间调度问题 (RHFSP-MFC), 以最小化最大完工时间为优化目标, 提出一种基于门控 Transformer 模型框架的近端策略优化算法 (GTrXL-PPO) 进行求解. 建立包含机器故障概率分布的数学模型; 针对机器故障情况, 设计多种重调度策略; 将工件状态和机器的运行状态作为状态输入, 调度时为工件分配合适的机器作为动作, 设计即时奖励和任务完成奖励构成的双重奖励机制, 从而有效指导调度决策实现智能调度. 通过在不同场景下进行单机故障和多机故障的仿真测试, 验证了所提出算法的优越性, 展示了其在复杂调度环境中的有效性和适应性.

**关键词:** 混合流水车间; 深度强化学习; 近端策略优化算法; 机器故障; 可重入

**中图分类号:** TP278; TP391.9 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2025.0442

**引用格式:** 汤怀钰, 王聪, 张宏立, 等. 机器故障可重入混合流水车间调度问题研究 [J]. 控制与决策, 2026, 41(4): 944-954.

## Research on reentrant hybrid flow shop scheduling problem with machine failure

TANG Huai-yu<sup>1</sup>, WANG Cong<sup>2†</sup>, ZHANG Hong-li<sup>2</sup>, MA Ping<sup>2</sup>, LI Xin-kai<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineer, Xinjiang University, Urumqi 830017, China; 2. School of Intelligence Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

**Abstract:** Aiming at the reentrant hybrid flow shop scheduling problem with machine failure constraints (RHFSP-MFC), a proximal policy optimization algorithm GTrXL-PPO (gated transformer xl-proximal policy optimization) based on the gated Transformer model framework is proposed to minimize the maximum completion time as the optimization objective. First, a mathematical model that includes the probability distribution of machine failures is established. Multiple rescheduling strategies are designed for machine failure situations. Then considering workpiece status and machine operating status as input states, and allocating suitable machines to workpieces as actions during scheduling, an innovative dual reward mechanism comprising immediate rewards and task completion rewards is designed, which effectively guides scheduling decisions to achieve intelligent scheduling. By conducting simulation tests on single machine faults and multi-machine faults in different scenarios, the superiority of the proposed algorithm is verified, demonstrating its effectiveness and adaptability in complex scheduling environments.

**Keywords:** hybrid flow shop; deep reinforcement learning; proximal policy optimization algorithm; machine failure; reentrant scheduling

## 0 引言

随着半导体制造、航空航天装备生产和液晶面板等高科技制造领域的蓬勃发展, 可重入混合流水车间调度问题 (RHFSP) 因其独特的生产特性成为学术界和工业界关注的焦点<sup>[1]</sup>, 工艺回流与设备可靠性问题相互交织, 使得传统调度方法难以应对动态扰

动下的实时优化需求<sup>[2]</sup>. 可重入特性与机器故障约束并存时, 混合流水车间调度复杂度将呈指数级上升, 工艺回流加剧机器资源冲突, 故障不仅中断当前加工, 更会通过回流连锁反应引发“涟漪效应”, 扰乱生产系统. 同时, 故障的随机性迫使调度需要快速权衡修复时间、工件优先级等多因素, 兼顾重入约束,

收稿日期: 2025-04-25; 录用日期: 2025-06-30.

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目 (2023D01C187); “天山英才”培养计划项目 (2023TSYCCX0037, 2023TSYCQNTJ0020).

责任编辑: 王凌.

†通信作者. E-mail: wangc@xju.edu.cn.

对算法的实时性、全局优化以及鲁棒性提出了严格要求. 因此, 在调度中考虑机器的可靠性以及故障影响, 能够有效提升生产系统稳定性和整体效益.

早期的研究多聚焦于经典流水车间的调度优化, 随着复杂制造系统的演进, 研究者们逐渐意识到可重入特性所带来的资源冲突加剧以及调度复杂性提升是迫切需要解决的问题. 董君等<sup>[3]</sup>针对可重入混合流水车间调度首次构建了不确定调度与预维护协同优化模型, 提出的改进离散鲸鱼群算法能够高效求解复杂问题; 耿凯峰等<sup>[4]</sup>提出了一种混合文化基因算法, 有效解决了考虑顺序相关调整时间和运输时间的绿色可重入混合流水车间调度问题; 程俊恒等<sup>[5]</sup>针对可将部分工序外包的两阶段混合流水车间绿色调度问题, 提出了两阶段启发式算法, 能够有效处理外包决策与阶段间运输成本等约束条件; Wu等<sup>[6]</sup>针对冷拔无缝钢管的多阶段分布式可重入混合流水车间调度问题, 提出了改进的多目标进化算法, 验证了该算法在改善生产效率和降低物流成本方面的有效性; Zheng等<sup>[7]</sup>提出了一种有效的协作自适应遗传算法, 成功解决了具有依赖于序列的设置时间和有限缓冲区的可重入混合流水车间问题; Tong等<sup>[8]</sup>针对可重入混合流水车间中的动态事件影响, 提出了一种具有可变邻域搜索的多目标进化算法, 优化了绿色调度问题; Lin等<sup>[9]</sup>利用深度 $Q$ 网络研究了受自动化物料搬运系统启发的可重入混合流水车间调度问题; 吴秀丽等<sup>[10]</sup>为解决冷拔无缝钢管生产中的长周期和高能耗问题, 利用 IMOEAD 算法高效解决了带连续式批处理机的可重入混合流水车间调度问题, 并提出了一种基于分解的主动反应式多目标进化算法用于求解该问题<sup>[11]</sup>; Wu等<sup>[12]</sup>为解决多目标动态部分重入混合流水车间调度问题, 提出了一种改进的多智能体近端策略优化算法, 并将其成功应用于半导体晶圆制造案例. 机器故障作为影响制造系统稳定性的关键扰动, 已在传统调度领域产生丰富的研究成果, Wen等<sup>[13]</sup>研究了包含机器故障的动态调度问题, 提出了遗传算法与邻域搜索算法相结合的两混合算法, 并通过仿真实验验证了其有效性; Wang等<sup>[14]</sup>针对流水车间调度中机器故障的影响, 采用可变邻域搜索的改进 NSGA-III 进行了调度优化; 苏建涛等<sup>[15]</sup>则提出了基于 NSGA-II 多种重调度组合的重调度方法算法, 解决了多目标混合流水车间机器故障重调度问题; Duan等<sup>[16]</sup>针对混合流水车间动态节能调度问题, 提出了一种基于车间加工

信息自动生成调度规则的方法, 有效处理了机器故障和随机作业到达这两个动态事件.

尽管可重入和机器故障在调度研究中已取得进展, 但是, 二者结合的研究仍然存在显著空白, 现有方法未能有效应对可重入制造系统中机器故障的特殊性. 为此, 本文提出基于门控 Transformer 的 GTrXL-PPO 算法, 通过整合多时间步信息来提升动态决策能力; 设计双重奖励机制精准引导调度; 构建含故障概率的数学模型模拟真实场景. 通过多场景仿真验证了该方法在解决带机器故障约束的可重入混合流水车间调度问题上的有效性和鲁棒性.

## 1 带机器故障约束的可重入混合流水车间调度问题

### 1.1 带机器故障约束的可重入混合流水车间问题描述

带机器故障约束的可重入混合流水车间调度问题可描述如下: 有  $N$  个待加工工件编号为  $J_1, J_2, \dots, J_N$  需要经过  $S_s (s = 1, 2, \dots, S)$  道工序进行加工. 其中: 每道工序包含数量不同的并行机, 机器集合为  $M_k (k = 1, 2, \dots, M)$ , 在完成第 1 道次加工后工件须重入系统进行  $(L - 1)$  个道次的加工, 工件的总加工道次为  $L_r (r = 1, 2, \dots, L)$ . 在整个加工过程中, 由于机器长时间加工以及老化等问题可能会发生故障, 当存在机器故障时, 需要重新安排工件的加工顺序和机器的使用, 以减少生产延误. 调度的任务是对机器故障后的工件进行重排, 使其合理地分配给每台机器, 达到总完工时间最小的目的.

### 1.2 模型假设

- 1) 一个作业只能由一台机器同时加工, 且一台机器同时只能加工一个作业;
- 2) 所有机器在 0 时刻均是可用的, 且机器间有无限的缓冲;
- 3) 不考虑工作设置和运输时间;
- 4) 只有在同一台机器上处理完前一个作业, 才能处理新作业;
- 5) 作业在完成当前阶段的处理前, 不能在可用机器上安排下一阶段的作业;
- 6) 仿真过程中随机产生机器故障, 并将其作为实时数据传递至数学模型, 机器故障率服从指数分布;
- 7) 每台机器在同一批工件的加工过程中最多只能出现一次故障;
- 8) 机器在空闲和加工状态下均有可能发生故障;
- 9) 机器在故障修复后, 恢复的加工效率与故障

前保持一致.

## 2 带机器故障约束的可重入混合流水车间调度优化模型

### 2.1 机器故障概率分布

在现代制造业中,流水线的高效运行对于生产效率和产品质量至关重要,在多工序的可重入混合流水车间调度环境中设备故障常常不可避免,机器故障不仅会导致加工中断,还会影响生产节奏,增加了重新加工的成本和时间.因此,准确建模和分析机器故障的概率分布成为优化调度策略的重要前提.机器故障的概率分布可用于模拟不同机器在生产过程中可能出现的故障行为,这些分布模型,如威布尔分布、泊松分布以及指数分布,能够有效地捕捉设备寿命、故障频率及其对生产的影响.通过深入理解这些概率模型可制定更为科学的维护计划和调度策略,从而降低故障发生率,提高整体生产效率.故障分布的概率公式通常指的是故障发生的概率分布公式,设置机器故障概率公式如下所示,通过指数衰减函数来模拟故障概率随时间的变化:

$$P = 1 - e^{-(\frac{t}{t_m})^x}. \quad (1)$$

其中:  $P$ 为故障发生在时间 $t$ 之后或同时发生的概率; $t$ 为系统运行的累计时间; $t_m$ 为机器 $m$ 的运行时间;参数 $x$ 相当于一个时间刻度,它影响了故障概率随时间增长的速率.随着时间的推移,故障发生的概率逐渐增加,最后接近于1,表明机器运行时间越长,发生故障的概率越大.

### 2.2 符号定义

为构建带机器故障约束的可重入混合流水车间调度模型,一些用于描述 RHFSP-MFC 数学模型的符号、决策变量及其含义如表 1 所示.

表1 符号定义

符号	定义
$N$	工件数
$M$	机器总数
$L$	道次总数
$S$	加工阶段(工序)总数
$i$	工件索引, $i = 1, 2, \dots, N$
$r$	加工道次索引, $r = 1, 2, \dots, L$
$s$	加工阶段索引, $s = 1, 2, \dots, S$
$k$	机器索引, $k = 1, 2, \dots, M$
$X_{iksr}$	工件 $i$ 在道次 $r$ 阶段是否分配给设备 $k$ , $X_{iksr} = 1$ 为是, $X_{iksr} = 0$ 为否
$S_{isr}$	第 $r$ 道次加工, 工件 $i$ 在阶段 $s$ 的开始加工时间
$C_{isr}$	第 $r$ 道次加工, 工件 $i$ 在阶段 $s$ 的结束加工时间
$Pr_{is}$	工件 $i$ 在阶段 $s$ 的加工时间

表 1 (续)

符号	定义
$C_{\max}$	最大完工时间
$T$	总加工时间
$R_i$	机器故障后恢复时间

### 2.3 数学模型

所提出数学模型如下所示:

$$\text{Minimize } C_{\max} = \max_i C_i. \quad (2)$$

约束条件为

$$C_{isr} = S_{isr} + Pr_{is}, \quad \forall i, s, r; \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^m X_{iksr} = 1, \quad \forall i, s, r; \quad (4)$$

$$C_{isr} \leq S_{i(s+1)r}, \quad \forall i, r, s = 1, 2, \dots, S - 1; \quad (5)$$

$$S_{i1(r+1)} \geq F_{isr}, \quad \forall i, r = 1, 2, \dots, L - 1; \quad (6)$$

$$S_{isr} > 0, \quad \forall i, s, r; \quad (7)$$

$$C_{isr} > 0, \quad \forall i, s, r; \quad (8)$$

$$S_{isr} + R_t \leq S_{ir,s+1}, \quad \forall i, s, r. \quad (9)$$

其中: 式 (2) 为目标函数, 即最小化最大完工时间; 式 (3) 定义了最小化最大完工时间的计算方法; 式 (4) 表示每个道次工件在每个阶段只能选择一台机器进行加工; 式 (5) 表示每个工件在上一阶段加工完成后才能进入下一阶段进行加工; 式 (6) 表示某道次最后一个阶段加工完成后方可重入, 进行下一道次加工; 式 (7) 和 (8) 表示所有开始时间和完成时间必须是非负的; 式 (9) 表示若机器在工件处理时故障, 则其完成时间必须被延迟.

### 2.4 机器故障下的重调度策略

#### 2.4.1 完全重调度

完全重调度是指在机器发生故障后需要重新安排所有排产任务, 无论是故障前已安排好的任务还是未安排的任务均需要重新规划其执行顺序和时间. 完全重调度能够全面考虑车间的情况和需求, 力求使得所有任务均能够合理安排, 提高生产效率. 然而, 完全重调度需要重新规划, 这需要耗费大量的时间、资源和人力成本, 可能会导致任务延误.

#### 2.4.2 部分重调度

部分重调度是在机器故障的情况下, 针对受到影响的任务重新安排一部分任务的加工顺序和执行时间, 这种方法不仅仅是简单地将任务重新分配, 还可能涉及其他任务的插入或调整. 如图 1 所示.

#### 2.4.3 右移重调度

右移重调度是指在机器发生故障后将故障前已

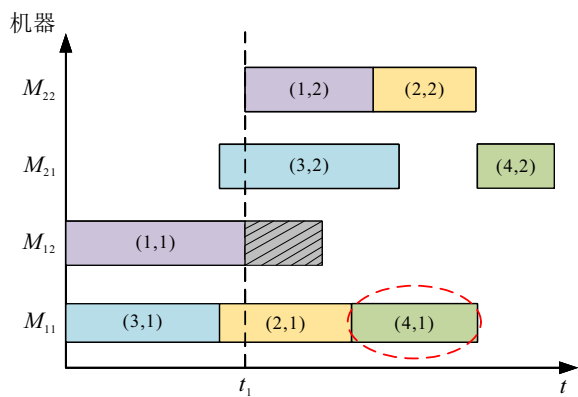


图1 部分重调度甘特图

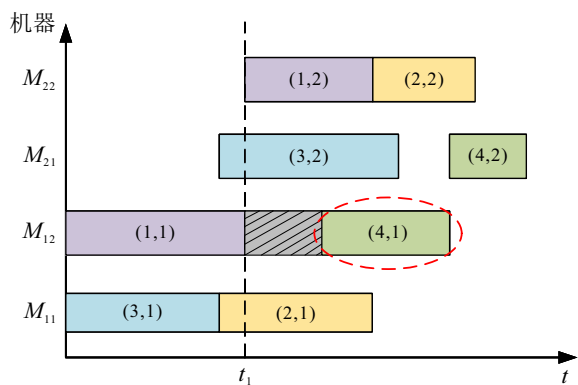


图2 右移重调度甘特图

安排的任务向后移动, 这可以尽量减少对后续任务的影响, 如图 2 所示. 这种方法只涉及将受到影响任务的开始时间推迟而不重新排列任务的顺序, 实施右移重调度的过程相对简单且易于操作, 由于只需要推迟任务不用改变顺序, 能够有效降低因重新排序带来的调度混乱和不确定性.

综上所述, 右移重调度和部分重调度各有其优缺点. 右移重调度因其简单易行和较高的稳定性在短期故障的情况下能够迅速恢复生产节奏, 但是, 在处理大规模故障时效果可能有限. 相对而言, 部分重调度则更具灵活性, 能够更好地适应生产环境的变化并优化资源利用. 在故障条件下, 选择右移重调度和部分重调度作为重调度方法能够在保持生产效率的同时降低实施难度和风险. 因此, 这两种方法的结合能够为应对机器故障提供更为全面和有效的解决方案.

### 2.5 重调度流程

在生产过程中最初会按照原始调度方案执行任务, 以确保生产流程顺畅高效. 当机器发生故障时, 智能体会开始分析现有任务及其优先级, 结合右移重调度和部分重调度两种策略, 快速有效地应对突发状况. 重调度流程如图 3 所示.

对于受到影响的任务, 智能体会优先考虑右移重调度方案, 将所有受到影响任务的开始时间向后

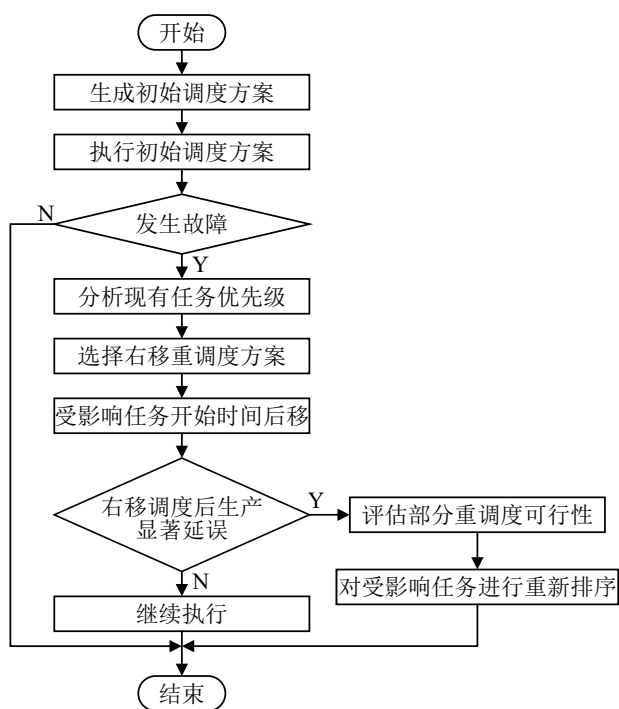


图3 重调度流程

推移从而降低对后续任务的干扰, 在这个过程中系统保持任务顺序不变, 以确保生产秩序的稳定. 若右移重调度后仍然存在显著的生产延误, 即通过提取算法中工件信息矩阵的各阶段结束时间, 则计算工件总工期, 对比右移重调度与部分重调度的关键指标差异; 若右移重调度的总加工时间比部分重调度长, 则判定为显著延误, 此时智能体会进一步评估部分重调度的可行性, 这一步将重新排序受到影响的任务并可能会引入其他任务的插入或调整, 最终实现资源的优化调配.

## 3 机器故障的可重入混合流水车间调度 GTrXL-PPO 模型

### 3.1 状态特征及动作设计

状态特征 (state) 由两部分构成: 前半部分为工件状态 (piece\_state), 记录了工件的加工信息, 包括工件序号、重入次数、工件加工阶段、加工时间以及工件在各阶段的处理状态; 后半部分为机器状态 (machine\_state), 记录了机器的信息, 包含每个加工阶段的机器数量以及机器工作状态. 为了更有利于神经网络的训练, 将状态特征列表作为深度神经网络的输入, 需要对当前状态列表进行处理. 将工件状态和机器状态的列表转换为 NumPy 数组, 重塑为包含工件状态和机器状态的二维数组. 规模选取 3 个工件, 3 个加工阶段, 每个加工阶段的并行机数量分别为 2、2、3, 重入次数为 1. 状态特征列表如图 4 所示.

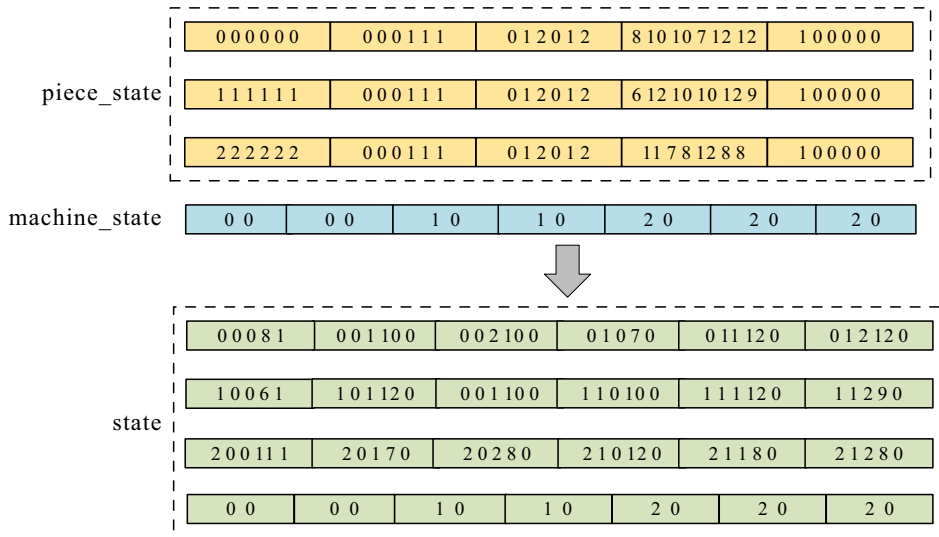


图4 状态特征列表

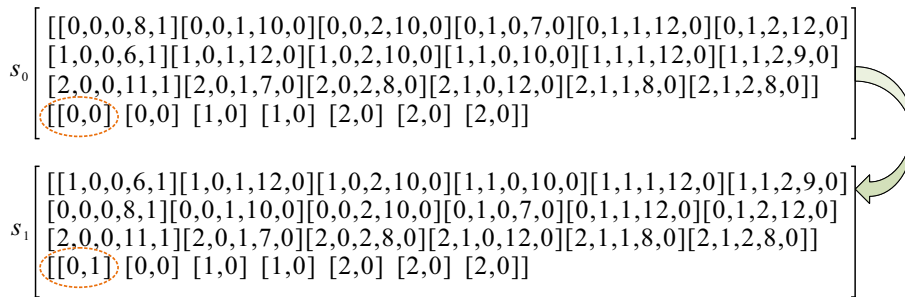


图5 状态转移过程

piece\_state 每行表示每个工件的加工信息, 第 1 行表示工件 1 需要重入 2 次有 3 道工序, 以及工件在每次重入时在各阶段的加工时间和工件在各阶段的状态. machine\_state 表示每个加工阶段的并行机数量分别为 2 个、2 个、3 个, 初始机器全为空闲状态. 状态转换过程如图 5 所示.

图 5 表示调度环境从初始状态  $S_0$  开始, 智能体根据概率选择一个动作, 若  $a = 1$ , 则将第 2 个工件放到第 1 位上, 此时检查机器是否正常工作且没有工件加工, 以确保传入的工件没有被其他机器加工, 且当前阶段与机器的阶段匹配. 若所有条件满足, 则将工件设置为当前机器的工件; 若机器没有工件但是出现错误, 则处理错误; 若机器既没有工件也没有错误, 则继续处理. 经过一次调度操作后更新当前时间和状态, 检查当前阶段是否可以加工. 若可以加工, 则更新开始时间和结束时间, 调度环境转化为  $S_1$ , 此时机器状态由  $[0, 0]$  变为  $[0, 1]$ , 表示阶段 1 的机器 1 正在加工工件; 若变为  $[0, 2]$ , 则表示工件加工完成此机器处于空闲状态, 当加工完成后更新阶段数和重入次数.

### 3.2 奖励函数设计

奖励函数的设计在强化学习任务中十分重要,

本节采用的奖励函数的目的在于引导智能体优化工件处理的决策过程, 设计主要结合了两种机制以实现高效生产. 设置的即时奖励机制用下式表示, 目的是减少智能体频繁放置工件的动作, 使其在执行过程中更全面地评估状态变化对于整体目标的影响从而减少不必要的动作:

$$\text{reward} = \begin{cases} -0.1, & a = 0; \\ 0.1 \times (t_s - t_{s-1}), & a \neq 0. \end{cases} \quad (10)$$

当智能体选择放置工件时,  $a = 0$ , 系统会给予固定的负奖励, 这种设计不仅能够帮助智能体思考每个决定的后果, 还能提高整体效率; 当智能体决定不放置工件时,  $a \neq 0$ , 奖励的计算依据是当前与上一步的加工时间差, 这种策略鼓励智能体不断努力减少加工时间从而提升生产效率. 任务完成奖励表示为

$$\text{reward} = 100 \times N - T + \text{reward}. \quad (11)$$

若所有工件均完成, 则根据已完成工件的数量  $N$  和总加工时间  $T$  给予额外的奖励, 以鼓励智能体完成所有工件. 通过将奖励与工件的完成数量和总加工时间结合, 智能体在处理时学会优先选择效率高和完成度高的工件, 为其分配机器.

奖励函数的设计结合即时奖励和时间差奖励,

使得智能体在调度过程中减少不必要动作的同时更倾向于优化加工时间, 不仅能够促进形成高效的决策, 还能在资源有限的情况下提高生产效率. 奖励与工件完成情况直接联系的设定使得智能体在尝试新策略时更为谨慎, 从而减少因探索导致的资源浪费.

### 3.3 GTrXL-PPO 算法模型

本节提出了一种基于 GTrXL 框架的智能体模型, 融合了 Actor-Critic 方法与自注意力机制, 能够显著提高智能体在动态环境下的决策能力. 算法模块化流程如图 6 所示. 智能体的架构主要由 Actor、Critic 和 GTrXL 模块组成. Actor 负责根据输入状态生成对应的动作概率分布, 该网络由多个全连接层

Linear 和激活函数 ReLU 组成, 最终输出每个可能动作的概率. 在前向传播过程中, 通过 Softmax 函数对网络的输出进行归一化从而形成一个有效的动作选择概率分布, 使得智能体能够根据当前状态做出基于概率的决策, 从而在复杂的决策空间中进行探索. Critic 负责对当前状态进行价值评估, 同样由多层全连接层构成, 其会输出一个标量, 即状态价值表示在给定状态下的预期回报. 在前向传播中, Critic 接收状态特征并输出去掉最后一维的状态价值为 Actor 提供重要反馈. 这种设计使得 Actor 与 Critic 在学习过程中能够相互促进, 通过不断试错和反馈来优化策略.

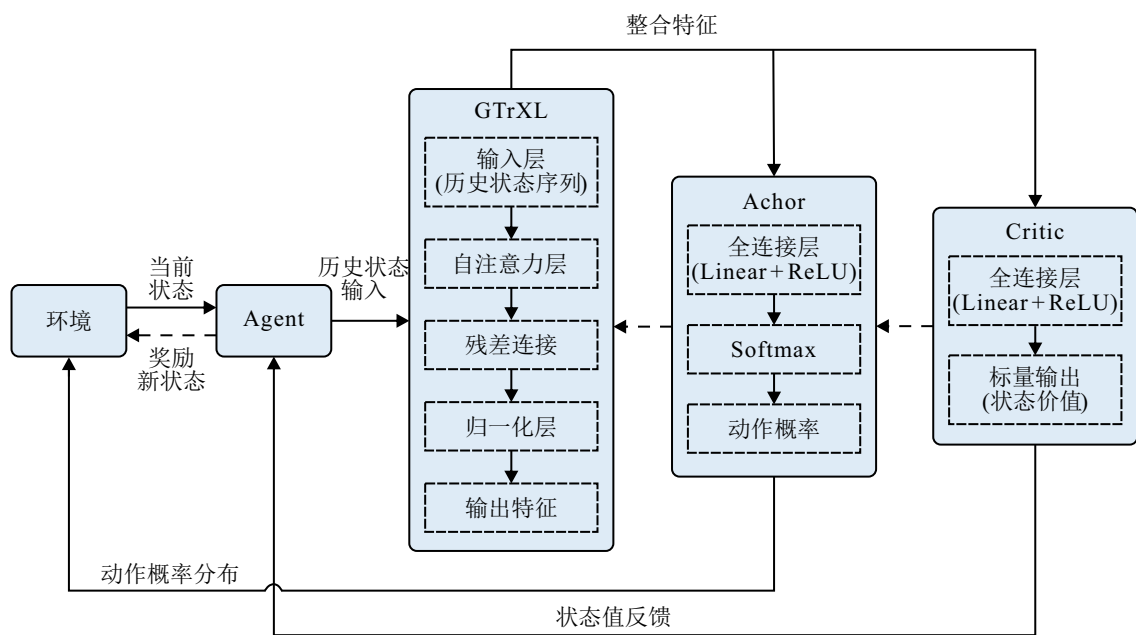


图6 模块化流程

GTrXL 的引入是所提出模型的一项重要创新, 其通过自注意力机制有效整合以及处理来自不同时间步的状态信息, 使得智能体不仅关注当前状态, 还能吸收历史信息, 从而更好地推断长期回报. 在动态环境中, GTrXL 通过权重分配机制引入相关历史状态的信息, 增强了智能体的决策能力和稳定性, 并改善了学习效率.

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验参数与算例数据

实验算法环境使用的是 13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700H 处理器, 主频为 2.40 GHz, 系统内存为 16.0 GB, 运行在 Windows 11 64 位操作系统下, 编程环境采用的是 Python 3.9. 为了验证算法的有效性和适应性, 本研究针对 RHFSP-MFC 模型, 结合半导体制造厂的集成电路生产特点, 随机生成了 20 组算例, 算例设置如表 2 所示, 其中采用  $U[a, b]$  形

式表示数值随机生成规则, 即在区间  $[a, b]$  内随机生成对应的参数值. 以工件重入次数为例, 表 2 中  $U[1, 6]$  表示该参数将在 1 ~ 6 的整数区间内随机取值, 借此模拟生产过程中工件重入次数的实际波动特性.

表2 算例设置

参数	规模
工件个数	15, 25
阶段数	5
可重入次数	$U[1, 6]$
并行机数	$U[1, 4]$
工序加工时间/min	$U[1, 30]$
工件个数	15, 25

在这些算例中, 工件数量分别为 15 和 25, 各生成 10 组, 以便对不同规模的调度问题进行深入分析. 所有工件均需要经过 5 道工序, 包括清洗、蚀刻、掺

杂、测试和封装等环节, 这些工序是半导体生产中至关重要的步骤, 各自承担着不同的功能并对最终产品的质量和制造效率产生直接影响.

### 4.2 参数正交实验

在机器学习的模型训练中, 超参数的选择对于最终效果有重要影响, 为了系统地优化模型并提高性能, 采用正交实验的方法来研究 4 个关键参数对算法的影响:  $lr \in (1e-5, 1e-4, 3e-4)$ ;  $\gamma \in (0.85, 0.95, 0.99)$ ;  $entropy \in (0.01, 0.05, 0.1)$ ;  $batch\ size \in (256, 512, 1024)$ , 通过组合这 4 个参数水平可以形成不同的实验组. 为确定算法参数, 选用最小化最大完工时间的均值作为评价指标, 选取上述算例中其中一个算例进行正交实验. 正交实验表如表 3 所示.

通过观察表 3 可知, 第 6 组参数设置得到的加工时间均值最小. 取各因素值最小的水平, 综合以上结果可得到当参数  $lr = 3e-4$ ,  $\gamma = 0.99$ ,  $entropy = 0.01$ ,  $batch\ size = 512$  时, 算法效果最好.

### 4.3 仿真结果与分析

本实验根据上述参数选择用 GTrXL-PPO 算法对生产调度问题进行了系统地求解和分析. 初始

表3 正交实验

因素	lr	$\gamma$	entropy	batch size	均值
1	1	1	1	1	268.2
2	1	2	2	2	270.6
3	1	3	3	3	269.5
4	2	1	2	3	269.7
5	2	2	3	1	269.6
6	2	3	1	2	<b>267.6</b>
7	3	1	3	2	268.2
8	3	2	1	3	268.5
9	3	3	2	1	268.8
$k_1$	269.43	268.70	<b>268.10</b>	268.86	—
$k_2$	268.96	269.56	269.70	<b>268.80</b>	—
$k_3$	<b>268.50</b>	<b>268.63</b>	269.10	269.23	—

调度甘特图如图 7 所示, 其中完工时间为 266 min. 在正常情况下, 实验运行了 10 次, 加工时间均值为 266.4 min. 横轴为时间, 单位为 min, 纵轴表示机器, 角标表示工序和机器序号, 如  $M_{11}$  表示工序 1 的第 1 台机器, 图 7 中每个矩形条表示一个工件的加工时长, 当该矩形条重复出现时, 表明这个工件已经完成上一道次的加工, 重新进入开始下一道次的加工, 工件序号由图 7 右侧矩形条标注.

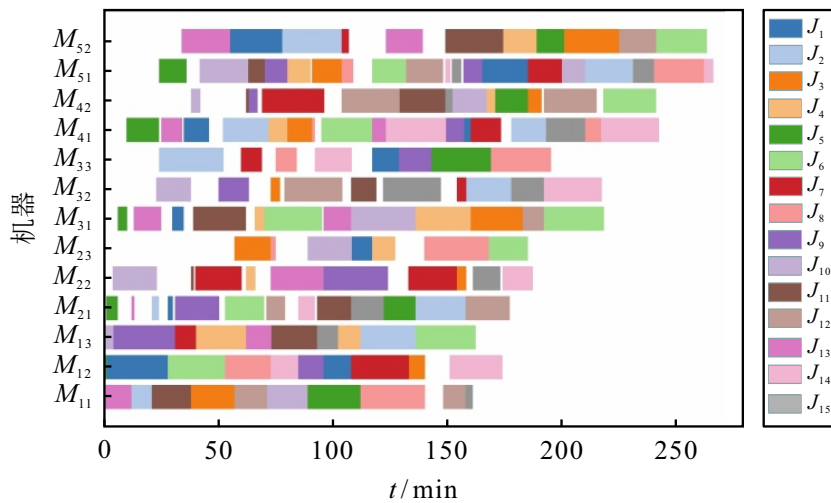


图7 初始调度甘特图

#### 4.3.1 单机器故障

本研究将单机器故障的实验分为以下几个场景, 分别考察不同工序的机器故障对于调度结果产生的影响.

场景 1 中清洗工序的机器发生故障, 由黑色矩形表示, 故障恢复时间为 10 min, 最终完工时间为 273 min, 这个场景采用了右移重调度的方法, 尽管完工时间与正常情况相比有所上升, 但是能在接受范围内完成调度. 调度甘特图如图 8 所示.

场景 2 中蚀刻工序机器发生故障, 故障恢复时

间为 15 min, 完工时间为 274 min, 若受到影响的工件采用右移重调度, 则在 195 min 后开始加工, 会产生明显的延误, 因此, 这里采用部分重调度的策略, 将其重新分配给机器  $M_{22}$  调度则可节省时间. 调度甘特图如图 9 所示.

场景 3 是测试工序的机器发生了故障, 故障恢复时间为 20 min, 完工时间为 281 min. 虽然完工时间有所延长, 但是, 算法通过右移重调度及时调整了工序安排以适应新的生产环境. 调度甘特图如图 10 所示.

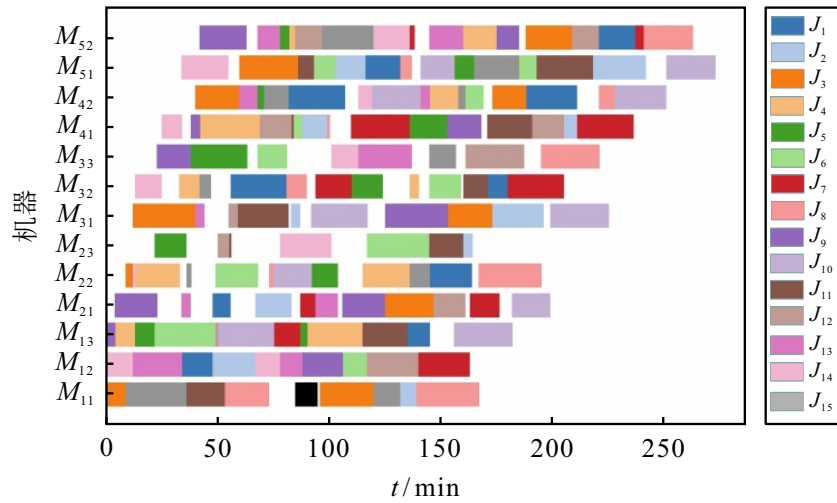


图8 清洗工序机器故障调度甘特图

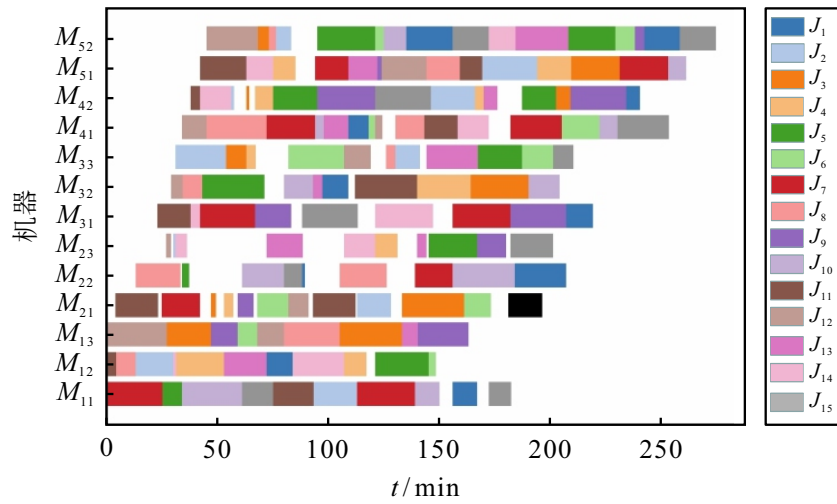


图9 蚀刻工序机器故障调度甘特图

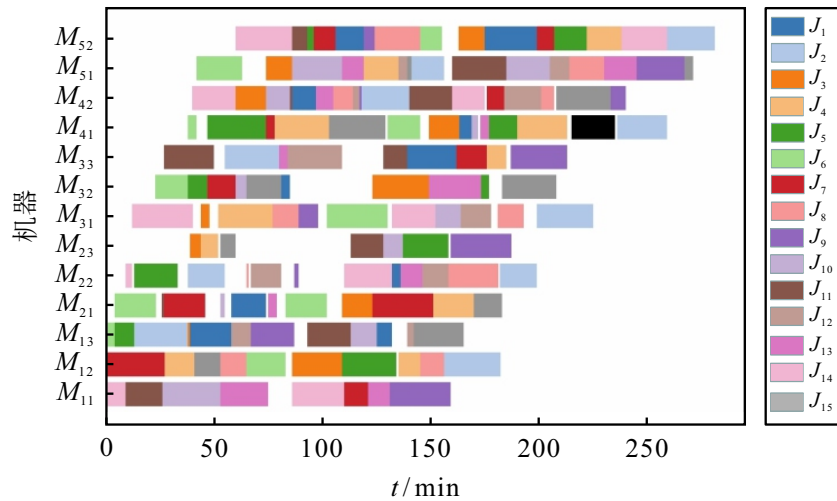


图10 测试工序机器故障调度甘特图

通过以上分析可以看出, 在单机器故障的情况下, GTrXL-PPO 算法能够迅速响应并重新安排工序, 能够有效减轻故障对于生产的影响.

### 4.3.2 多机器故障

相比于单机器故障, 多机器故障对于调度的影

响更为复杂, 主要体现在其可能呈现集群发生, 即同一产线多机同时故障, 导致故障时间窗口重叠. 机器故障不仅会直接影响当前工件加工, 还会因物流中断造成后续机器缺料闲置. 为避免全局延迟, 调度需要在多重时间约束下重新分配资源, 但是, 多机器

故障会使得调度解空间呈指数级膨胀,传统算法易陷入局部最优,故需要算法具备全局寻优能力.此外,多机器故障的调度决策需要考虑多阶段工艺约束,某一阶段调整可能会通过工艺回流或工序衔接影响后续所有阶段,进一步加剧调度复杂性.通过多个故障场景验证,GTTrXL-PPO 算法能够有效应对机器故障并优化调度.

场景 1 是清洗工序和测试工序机器发生故障.调度甘特图如图 11 所示.图 11 中:黑色矩形表示故

障,故障恢复时间为 15 min,最终完工时间为 268 min,该结果与正常情况相比仅慢了 2 min.清洗工序机器  $M_{13}$  故障时采用右移重调度方案.测试工序机器  $M_{42}$  发生故障时,若采用右移重调度,则绿色工件  $J_5$  在机器  $M_{42}$  故障(黑色矩形)后,于 240 min 左右开始加工,且会推迟其在  $M_{52}$  的开工时间;而若采用部分重调度,则将  $J_5$  重新分配至  $M_{41}$ , 230 min 左右即可加工,同时,提前其在  $M_{52}$  的开工时间,因此,选择部分重调度使得整体调度达到优化效果.

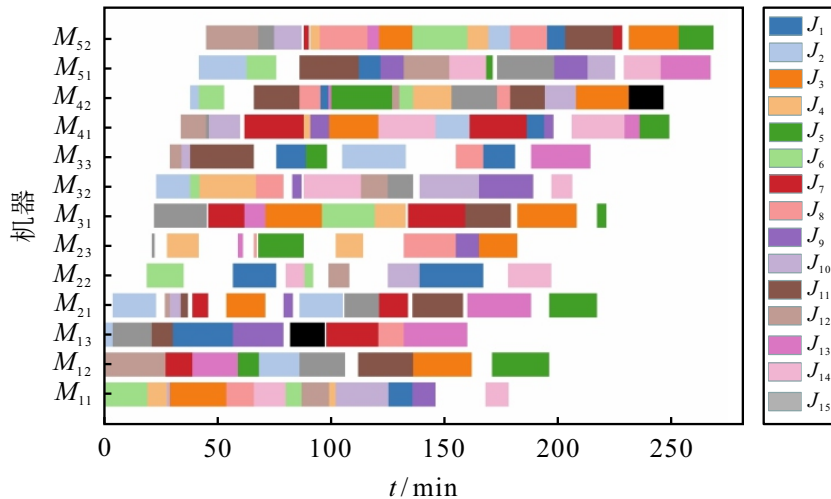


图11 清洗和测试工序机器故障调度甘特图

场景 2 是清洗工序和掺杂工序机器发生故障,故障恢复时间为 20 min,最终完工时间为 280 min.调度甘特图如图 12 所示.由于故障发生时间靠前,采用右移重调度,避免重新分配因故障堆积大量工件.

场景 3 是蚀刻工序、掺杂工序和测试工序机器均发生故障,故障恢复时间为 10 min,总完工时间为 273 min,故障发生时均采用右移重调度.调度甘特图如图 13 所示.对比单机故障,同样故障恢复时

间为 10 min,但是总的完工时间是相同的,表明在面对多重故障时 GTTrXL-PPO 算法的重调度能力足以减少故障对于整体生产的影响.

本实验围绕机器故障后的重调度展开,模拟了单机故障和多机故障场景下不同机器故障以及不同恢复时间的情况,分析了总完工时间和重调度类型,用以评估调度策略和算法的性能.表 4 为故障后重调度结果.

通过实验分析,GTTrXL-PPO 算法在多种调度情

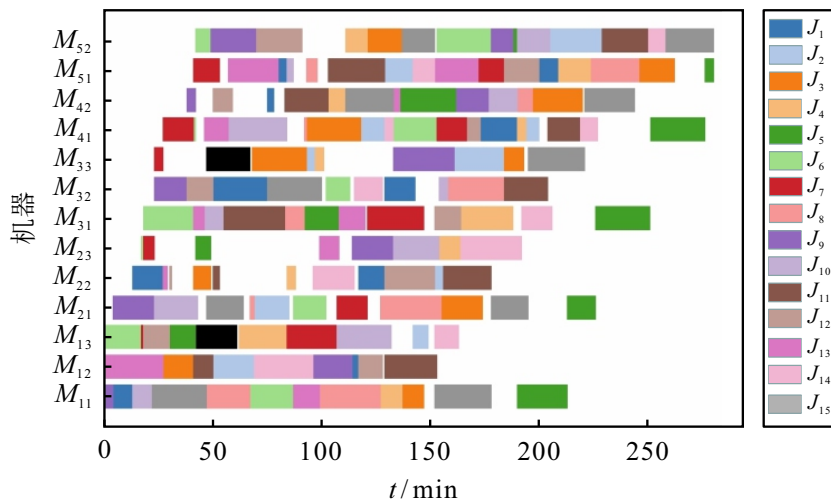


图12 清洗和掺杂工序机器故障调度甘特图

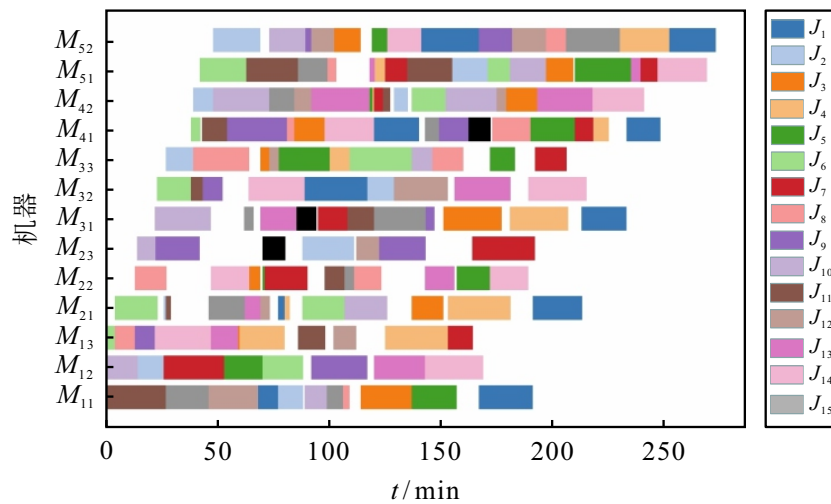


图13 蚀刻、掺杂和测试工序机器均发生故障调度甘特图

表4 故障后重调度结果

故障类型	故障机器	故障恢复时间/min	总完工时间/min	重调度类型
单机故障	$M_{11}$	10	273	右移
单机故障	$M_{13}$	10	272	右移
单机故障	$M_{33}$	10	267	右移
单机故障	$M_{21}$	15	274	部分
单机故障	$M_{51}$	15	273	右移
单机故障	$M_{32}$	15	268	右移
单机故障	$M_{11}$	20	284	右移
单机故障	$M_{12}$	20	282	右移
单机故障	$M_{41}$	20	281	右移
多机故障	$M_{11}$ 、 $M_{14}$	10	272	右移
多机故障	$M_{32}$ 、 $M_{41}$	10	267	右移
多机故障	$M_{11}$ 、 $M_{52}$	10	273	部分+右移
多机故障	$M_{13}$ 、 $M_{42}$	15	268	右移+部分
多机故障	$M_{22}$ 、 $M_{41}$	15	264	右移
多机故障	$M_{31}$ 、 $M_{41}$	15	265	右移+部分
多机故障	$M_{13}$ 、 $M_{33}$	20	280	右移
多机故障	$M_{12}$ 、 $M_{21}$	20	273	右移
多机故障	$M_{21}$ 、 $M_{33}$	20	278	部分+右移
多机故障	$M_{23}$ 、 $M_{31}$ 、 $M_{41}$	10	273	右移
多机故障	$M_{11}$ 、 $M_{12}$ 、 $M_{42}$	10	279	右移
多机故障	$M_{13}$ 、 $M_{41}$ 、 $M_{52}$	10	275	右移
多机故障	$M_{11}$ 、 $M_{33}$ 、 $M_{42}$	15	271	右移
多机故障	$M_{23}$ 、 $M_{33}$ 、 $M_{42}$	15	271	右移
多机故障	$M_{11}$ 、 $M_{12}$ 、 $M_{52}$	15	272	右移

况下展现出了很强的可行性和优势, 该算法展现出灵活的反应能力, 能够针对不同的生产工序和突发故障快速做出响应并进行调整, 无论是单一机器故障还是多台机器同时发生故障, 所提出算法均能够迅速制定应对方案, 减少生产延误. 所提出算法还展现出了良好的鲁棒性, 在多种故障场景下, 能够在不确定的生产环境中实现有效调度, 尽管完工时间有所增加, 但是仍然能够保持整体的生产效率. 最后是

优化效果, 在正常情况下和故障情况下, GTrXL-PPO 算法的调度结果均表现优异, 并能够动态调整生产流程从而有效应对突发情况, 保持较高的生产效率.

### 5 结论

本文针对带机器故障约束的可重入混合流水车间调度问题, 提出了 GTrXL-PPO 算法, 明确了该问题的定义和特征, 分析了机器故障发生的概率及其对于生产流程的影响. 为了优化调度效率, 建立了包含机器故障概率分布的数学模型, 能够更有效地应对潜在故障风险; 针对机器故障情况, 设计了多种重调度策略, 并详细阐述了所采用的重调度流程, 确保在遇到故障时能够迅速反应; 详细阐述了算法架构, 涵盖状态表征、动作空间离散化以及训练策略等关键环节, 并深入探讨了故障情境下生产调度方案的调整策略, 通过在不同场景下进行单机故障和多机故障仿真测试, 验证了所提出算法的优越性及其在复杂调度环境中的有效性和适应性.

### 参考文献 (References)

[1] 段现银, 邵宇轩, 彭芳瑜, 等. 基于数字孪生的复杂件多机器人智能加工方法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2024, 52(6): 1-9.  
(Duan X Y, Shao Y X, Peng F Y, et al. Digital twins based multi-robot intelligent machining method for complex components[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2024, 52(6): 1-9.)

[2] 赵培瑞, 邓超, 朱波, 等. 基于多元动因驱动的中药制药车间动态调度建模与优化[J]. 中国机械工程, 2025, 36(6): 1247-1260.  
(Zhao P R, Deng C, Zhu B, et al. Modeling and optimization of dynamic scheduling of Chinese medicine pharmaceutical workshop based on multi-motivation drive[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(6): 1247-1260.)

- [3] 董君, 叶春明. 区间数可重入混合流水车间调度与预防维护协同优化[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2599-2608.  
(Dong J, Ye C M. Collaborative optimization of interval number reentrant hybrid flow shop scheduling and preventive maintenance[J]. Control and Decision, 2021, 36(11): 2599-2608.)
- [4] 耿凯峰, 叶春明. 考虑多时间因素的绿色可重入混合流水车间调度问题[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(1): 75-90.  
(Geng K F, Ye C M. Green re-entrant hybrid flow shop scheduling problem considering multiple time factors[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(1): 75-90.)
- [5] 程俊恒, 程静雅, 黄宇枫, 等. 具有外包选择的绿色混合流水车间生产调度优化[J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2807-2816.  
(Cheng J H, Cheng J Y, Huang Y F, et al. Production scheduling optimization of green hybrid flow shop with outsourcing options[J]. Control and Decision, 2025, 40(9): 2807-2816.)
- [6] Wu X L, Xie Z R. Improved MOEA/D with local search for solving multi-stage distributed reentrant hybrid flow shop scheduling problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 232: 120893.
- [7] Zheng Q Q, Zhang Y, Tian H W, et al. A cooperative adaptive genetic algorithm for reentrant hybrid flow shop scheduling with sequence-dependent setup time and limited buffers[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2024, 10(1): 781-809.
- [8] Tong S G, Yan X Y, Tong Z M, et al. Multi-objective evolutionary algorithm with variable neighborhood search for optimizing green scheduling in a re-entrant hybrid flow shop with dynamic events[C]. *Journal of Physics: Conference Series*. Beijing, 2024: 012007.
- [9] Lin C C, Peng Y C, Chang Y S, et al. Reentrant hybrid flow shop scheduling with stockers in automated material handling systems using deep reinforcement learning[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 189: 109995.
- [10] 吴秀丽, 曹铮. 带连续式批处理机的可重入混合流水车间调度[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(11): 3365-3378.  
(Wu X L, Cao Z. Re-entrant hybrid flow shop scheduling problem with continuous batch[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(11): 3365-3378.)
- [11] 吴秀丽, 李雨馨. 带批处理机的可重入混合流水车间主动反应式动态调度方法[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31 (7): 2466-2481.  
(Wu X L, Li Y X. Proactive-reactive dynamic scheduling method for reentrant hybrid flow shop with batch processing machines[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31 (7): 2466-2481.)
- [12] Wu J W, Liu Y. A modified multi-agent proximal policy optimization algorithm for multi-objective dynamic partial-re-entrant hybrid flow shop scheduling problem[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 140: 109688.
- [13] Wen X Y, Lian X N, Qian Y J, et al. Dynamic scheduling method for integrated process planning and scheduling problem with machine fault[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 77: 102334.
- [14] Wang M, Zhang P, Zhang G Q, et al. A resilient scheduling framework for multi-robot multi-station welding flow shop scheduling against robot failures[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2025, 91: 102835.
- [15] 苏建涛, 董绍华, 朱诗敏. 多目标混合流水车间机器故障重调度问题研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(4): 438-448.  
(Su J T, Dong S H, Zhu S M. Research on machine fault rescheduling problem of multi objective hybrid flow shop based on intelligent manufacturing[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(4): 438-448.)
- [16] Duan J G, Liu F F, Zhang Q L, et al. Genetic programming hyper-heuristic-based solution for dynamic energy-efficient scheduling of hybrid flow shop scheduling with machine breakdowns and random job arrivals[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 254: 124375.

## 作者简介

汤怀钰 (1999-), 女, 硕士生, 主要研究方向为车间调度, E-mail: [809360848@qq.com](mailto:809360848@qq.com);

王聪 (1989-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为智能优化与调度、群智能优化算法的应用, E-mail: [wangc@xju.edu.cn](mailto:wangc@xju.edu.cn);

张宏立 (1972-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为非线性系统动力学、机器学习与群智能优化, E-mail: [1606829274@qq.com](mailto:1606829274@qq.com);

马萍 (1994-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为工业人工智能、故障诊断, E-mail: [maping@xju.edu.cn](mailto:maping@xju.edu.cn);

李新凯 (1991-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能控制、智能集群系统, E-mail: [lxx@xju.edu.cn](mailto:lxx@xju.edu.cn).