

面向多 AGV 环境下的部分柔性作业车间调度方法研究

吴科净¹, 禹鑫燚², 欧林林², 魏 岩²

(1. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023;

2. 浙江工业大学 信息处理与自动化研究所, 杭州 310023)

摘要: 针对现有调度方法在部分柔性作业车间调度问题上适应性差, 并缺乏对多 AGV 物流调度考虑的问题, 提出了一种基于贪婪方法的改进遗传算法; 考虑了多 AGV 环境下的部分柔性作业车间调度问题, 建立以加工机器资源有限约束、多 AGV 物流规则约束、最小化最大完工时间为目标的数学模型; 提出一种改进遗传算法, 通过三段式染色体编码策略来同时解决工序加工顺序、工序所选择的加工机器、工序所选择的物流运输设备 3 个子问题, 并引入随机数优化变异和双保留策略产生并保留优秀个体编码, 提高了算法的搜索精度和收敛速度; 在解码中加入贪婪方法, 从而进一步减少完工时间; 以某五金加工企业的层板板和上 U 管加工车间为例, 采用改进算法进行车间调度优化, 结果表明该方法可以在搜索空间中精准获取有效的调度方案, 从而验证了方法的可行性和优越性。

关键词: 部分柔性车间调度; 五金加工厂; AGV; 遗传算法; 贪婪方法

Research on Scheduling Methods for Partially Flexible Job Shops in Multi-AGV Environments

WU Kezheng¹, YU Xinyi², OU Linlin², WEI Yan²

(1. Engineering of Information, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

2. Institute of Information Processing and Automation, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: Aiming at the poor adaptability of existing scheduling methods in partially flexible job shop scheduling problems and the lack of consideration for multi-AGV logistics scheduling, an improved genetic algorithm based on a greedy method is proposed. By considering the partially flexible job shop scheduling problem in a multi-AGV environment, a mathematical model is established with the objectives of limited processing machine resources, multi-AGV logistics rules, and minimizing maximum completion time. An improved genetic algorithm is proposed to simultaneously solve three sub problems: processing sequence, selected processing machines, and selected logistics transportation equipment through a three-stage chromosome encoding strategy. The algorithm introduces random number-optimized mutation and dual-retention strategy to generate and preserve high-quality individual codes, thereby enhancing search accuracy and convergence speed. A greedy method is incorporated into the decoding process to further reduce the completion time. Taking the layer guard plate and upper U-tube processing workshop of a metal processing enterprise as an example, the improved algorithm is used to optimize workshop scheduling. The results demonstrate that this method can accurately obtain effective scheduling solutions in search space, verifying its feasibility and superiority.

Keywords: partially flexible job-shop scheduling; metal processing plant; AGV; genetic algorithm; greedy algorithm

收稿日期:2025-03-14; 修回日期:2025-04-01。

基金项目:国家自然科学基金(62373329);浙江省自然科学基金委员会,白马湖实验室联合基金,浙江省自然科学基金重大项目(LBMHD24F030002)。

作者简介:吴科净(2000-),男,硕士研究生。

欧林林(1980-),女,博士,教授。

通讯作者:禹鑫燚(1979-),男,博士,副教授。

引用格式:吴科净,禹鑫燚,欧林林,等.面向多 AGV 环境下的部分柔性作业车间调度方法研究[J].计算机测量与控制,2025,33(8):309-318.

0 引言

柔性作业车间调度问题 (FJSP, flexible job-shop scheduling problem) 根据工序可选择加工机器资源限制的不同, 分为完全柔性作业车间调度问题 (T-FJSP, total FJSP) 和部分柔性作业车间调度问题 (P-FJSP, partial FJSP), T-FJSP 是 P-FJSP 的一个特例, 部分柔性作业车间调度问题更加符合实际生产系统中的调度问题^[1]。为了简化数学模型, 当前针对 FJSP 的研究通常未考虑工件在不同加工设备转运所需的时间, 这种处理方式与实际生产需求存在偏差。特别是在加工设备间距较大的情况下, 运输过程中的时间消耗与能耗问题更值得重点关注。现阶段, 常见的运输工具为自动引导车 (AGV, automated guided vehicle)^[2]。

柔性车间虽然能够提高制造系统的执行效率, 但在 P-FJSP 中由于无效加工机器的增加, 扩大了无效解的范围, 增加了求解问题的难度和复杂性。元启发式算法是求解该问题的重要方法, 例如遗传算法 (GA, genetic algorithm)^[3-6] 通过染色体编码灵活适配 FJSP 的机器分配与工序排序问题、禁忌搜索算法^[7-9] 利用记忆机制避免重复搜索、蚁群优化算法^[10-12] 通过信息素正反馈强化高效调度方案的积累、粒子群优化算法^[13-14] 以群体协同机制动态调整解的质量, 其中遗传算法因其广泛的适用性、简便的操作流程以及出色的拓展性和鲁棒性, 成为求解 FJSP 的热门算法之一。

文献 [15] 设计了一种具有三维解码方案的遗传算法以求解分布式柔性作业车间调度问题 (DFJSP, distributed flexible job shop scheduling problem), 考虑将一个 DFJSP 分为 3 个调度决策进行解决: 作业到单元的分配、作业操作排序的分配、操作到机器的分配。文献 [16] 提出了一种基于遗传算法和随机重启爬坡算法的混合算法用于解决 FJSP, 在实例中证实了算法具有较高的灵活性。文献 [17] 考虑运输条件下的分布式置换流水车间调度问题, 以最小化最大完工时间、最大延迟时间和总成本构建数学模型, 然后提出一种改进的非支配排序遗传算法, 对问题进行有效求解。文献 [18] 提出一种基于遗传算法和禁忌搜索算法的混合算法求解 FJSP, 通过结合遗传算法的强大全局搜索能力和禁忌搜索算法的局部搜索能力, 对若干基准问题给出了新的最优解。文献 [19] 设计了一种与局部搜索方法相结合的新型模拟退火算法, 并用混合整数线性规划的方法构建数学模型, 以求解分布式车间调度问题。文献 [20] 针对管道加热器柔性作业车间, 提出了一种改进麻雀搜索算法, 考虑了 AGV 约束, 并通过求解有效降低了车间总负载。文献 [21] 针对不同生产效率的并行设备, 提出了混合果蝇优化算法和遗传算法的两阶段组

合算法, 横向对比了 GA 算法, 证明了所提出算法的优越性和有效性。

整体来看, 传统遗传算法求解 FJSP 主要针对加工机器资源充裕的假设, 即工件的每一道工序均可以在可选择的机器中选择任何一台进行加工, 并且较少考虑到 AGV 物流调度的场景。然而, 在实际柔性作业车间中, 工序可选择的加工机器资源是有限的, 大部分工序只能在可选择的机器中的部分机器上进行加工。并且, 在现代化智能工厂中, AGV 贯穿于生产的全过程, 包括原材料、半成品及成品的运输、装卸与存储等活动。

传统遗传算法在处理多 AGV 环境下的 P-FJSP 时, 个体解码过程中难以匹配有效的加工机器, 导致在搜索空间中浪费大量计算资源, 优化效率低下, 并造成收敛速度缓慢的问题。因此, 本文提出一种基于贪婪方法的改进遗传算法求解多 AGV 环境下的部分柔性作业车间调度问题 (P-FJSP-MAE, partial flexible job-shop scheduling problem in multi-AGV environment), 通过改进遗传算法的交叉、变异和保留策略解决加工机器无效匹配的问题, 并在个体解码过程中引入贪婪方法, 优先选择机器空闲时间进行加工, 有效减少了最大化完工时间。

1 问题描述及数学模型

1.1 问题描述

P-FJSP-MAE 是传统 FJSP 的拓展。可描述为: 假设有 n 个工件集合 ($J_1, \dots, J_n$), 每个工件包含多道工序 O_{ij} ($i = 1, 2, \dots, I; j = 1, \dots, J_i$), 每道工序需要分配到 m 台加工机器 ($M_1, \dots, M_m$) 中的一台上进行加工, 每道工序需要由 a 台 AGV ($A_1, \dots, A_a$) 中的任意一台进行运输。工序顺序是已知的, 且部分工序仅能在特定设备上完成, 每道工序对应特定的设备集合及加工时间, 不同设备的加工时间可能不同。AGV 的运输任务包括空载和负载行程, 空载时从当前位置前往取件, 负载时将工件运送至指定设备。

已知条件包括车间布局、设备位置、AGV 数量与速度, 以及各工序可选设备及其加工时间。优化目标是为每道工序挑选最合适的加工设备, 为每道工序分配恰当的 AGV 进行运输, 确定各设备上工序的最佳顺序与开工时间, 以及运输任务的起始与结束时间, 从而实现最小化最大完工时间的目标。

为了更清晰地分析 P-FJSP-MAE, 对问题作出以下假设:

- 1) 在初始时刻, 所有加工设备均为空闲状态, 可随时启动加工任务。
- 2) 在初始时刻, 所有 AGV 和工件原材料均处于装卸货点, 处于准备状态。

- 3) 每台加工设备在同一时间内只能加工一个工件, 且一旦开始加工, 不会因其他任务中断。
- 4) 每台 AGV 能够运输所有类型的工件, 但每次运输任务仅限运输单个工件。
- 5) 每台加工设备的 AGV 等待区容量充足, 无需考虑等待区容量的限制。
- 6) 运输时间依据机器位置和 AGV 速度确定, 不考虑运输过程中的动态干扰因素。
- 7) 每个工件的加工工艺路线固定, 工序顺序不可调整。
- 8) AGV 完成运输任务后, 可停靠在加工设备旁, 无需返回装卸货点。
- 9) 不考虑机器故障、AGV 故障、AGV 电量等不确定因素对调度的影响。

1.2 数学模型

1.2.1 参数定义

P-FJSP-MAE 的调度模型参数定义如表 1 所示。

表 1 调度模型参数定义

参数	定义
J_i	第 i 个工件
O_{ij}	第 i 个工件的第 j 道工序 $i \in [1, \dots, I]; j \in [1, \dots, J_i]$
M	加工机器数量
A_i	第 i 个 AGV
E_{ijma}	工序 O_{ij} 在加工机器 m 上加工结束后通过第 a 号 AGV 运送至下一个加工机器或仓库处的结束时间
S_{ijm}	工序 O_{ij} 在加工机器 m 上开始加工的时间
S'_{ijm}	工序 O_{ij} 在加工机器 m 上结束加工的时间
T_{ijm}	工序 O_{ij} 在加工机器 m 上加工所需的时间
L	无穷大正数
ST_{ija}	第 a 个 AGV 执行工序 O_{ij} 运输任务的开始运输时间
TR_{ija}	第 a 个 AGV 执行工序 O_{ij} 运输任务的运输时间
ET_{ija}	第 a 个 AGV 执行工序 O_{ij} 运输任务的结束运输时间
w_{ima}	第 a 个 AGV 将工件 J_i 从仓库运输到加工机器 m 的运输时间
w'_{ima}	第 a 个 AGV 将工件 J_i 从加工机器 m 运输到仓库的运输时间
Y_{ijm}	加工机器 m 可以开始加工工序 O_{ij} 时, $Y_{ijm} = 1$, 反之 $Y_{ijm} = 0$
P_{ijm}	工序 O_{ij} 可以在加工机器 m 上进行加工时, $P_{ijm} = 1$, 反之 $P_{ijm} = 0$
$C_{ij'i'jm}$	工序 O_{ij} 比工序 $O_{i'j'}$ 先在机器 m 上加工时, $C_{ij'i'jm} = 1$, 反之 $C_{ij'i'jm} = 0$

1.2.2 目标函数

优化目标为最小化最大完工时间 f , 即所有工件最后一道工序的完工时间与其被运送至储存区所需时间之和的最小值, 可表示为:

$$f = \min(\max \sum_{i=1}^I \sum_{j=0}^{J_i} \sum_{m=0}^M \sum_{a=0}^{A_i} (E_{ijma}) \quad (1)$$

1.2.3 模型约束

$$S'_{ijm} = s_{ijm} + T_{ijm} + L(1 - P_{ijm}) \quad (2)$$

$$S_{ilm} \geq ST_{ija} + w_{ima} \quad (3)$$

$$E_{imn} + w'_{ima} \leq ET_{ija} \quad (4)$$

$$\max(ET_{ija}, E_{ijm}) \leq S_{ijm} + L(1 - Y_{ijm}) \quad (5)$$

$$S_{i(j-1)m} + T_{ijm} \leq S_{ijm} \quad (6)$$

$$S_{ijm} + T_{ijm} \leq S_{ijm} \quad (7)$$

$$\sum A_a \cdot O_{ij} \leq 1 \quad (8)$$

$$ET_{ija} = ST_{ija} + TR_{ija} \quad (9)$$

$$S_{ijm} \geq ET_{ija} \quad (10)$$

$$ST_{ija} \geq S'_{i(j-1)m} \quad (11)$$

式 (2) 表示加工机器资源有限约束, 部分工序只能在特定的加工机器上进行加工, 工件的加工结束时间等于工件的开始加工时间与加工所需时间之和; 式 (3) 表示 AGV 运输工件的第一道工序必须从仓库装载区运送至加工机器处; 式 (4) 表示 AGV 运输工件的最后一道工序必须从加工机器运送至仓库卸载区; 式 (5) 表示 AGV 将工件运输至加工机器后, 必须等待机器完成上一个加工任务, 开始加工当前工件后才可驶离; 式 (6) 表示工序顺序约束, 工件在加工过程中部分工序需要有前置工序完成才可进行; 式 (7) ~ (8) 表示工件资源约束, 表示在任意时刻, 工件仅能被一台加工机器或一台 AGV 执行加工或运输任务; 式 (9) 表示工序在 AGV 上的运输结束时间由其开始运输时间与运输时间之和确定; 式 (10) 表示工序在加工机器上的开始加工时间需不早于其运输结束时间; 式 (11) 表示本道工序的运输任务需要等待上一道工序结束加工后才可以开始执行。

2 基于贪婪方法的改进遗传算法求解 P-FJSP-MAE

遗传算法在求解 FJSP 中展现出显著优势, 其核心在于通过全局并行搜索机制和仿生优化操作, 可以有效应对复杂约束下的优化需求。相较于其他启发式算法, 遗传算法能够处理更高维度、非线性的组合优化问题, 尤其适合 FJSP 中工序顺序与机器分配的耦合优化。其双层编码策略可将工序序列与机器选择映射为染色体结构, 既能表达机器柔性, 又能通过交叉、变异操作动态调整调度方案, 避免局部最优解。

此外, 遗传算法可以通过适应度函数综合评价解的优劣, 并利用改进策略提升收敛速度和稳定性。实际应用中, 该算法在物流调度、智能制造等场景下表现出高效性, 即使面对较多工序的大规模调度问题, 仍能通过分层编码和并行计算实现有效搜索, 具有良好的拓展性。

2.1 遗传算法

遗传算法最早由 John Holland 教授于 20 世纪 70 年

代提出^[22]，其设计灵感源于自然生物的进化规律。该算法通过模拟自然选择、遗传变异及“适者生存”法则，将调度优化问题转化为染色体基因的交叉、变异与选择过程。其核心机制基于种群迭代与适应度评估，逐步逼近问题的最优解。遗传算法已被广泛应用于机器学习、组合优化、自适应控制、信号处理及人工生命等多个领域^[23]。

由于遗传算法无法直接处理问题原始参数，需通过“编码—解码”机制建立问题空间与遗传空间的映射。编码策略的合理性直接影响算法效率和可拓展性，常见的编码方式包括：二进制编码、实数编码和排列编码等，二进制编码适用于高精度离散优化，实数编码在连续空间更具优势，而排列编码则专为组合问题设计。解码则是将编码后的染色体转换为实际问题的可行解的过程，解码方式与编码方法紧密相关，直接影响解的精度和算法性能。

尽管遗传算法应用广泛，但仍面临早熟收敛、参数敏感等问题。早熟收敛常由种群多样性不足引发，而交叉率、变异率等参数的敏感则会直接影响算法的收敛速度。研究者通过改进遗传算法的交叉变异过程、混合其他算法及改进编码等方式提升性能。

2.2 编码

编码对算法至关重要，影响着解空间的复杂性和多样性，同时影响算法中的交叉算子和变异算子的设计。P-FJSP-MAE 包含了 3 个子问题：1) 工序调度问题，即规划所有工件的工序加工顺序，并确定各工序的开始与结束加工时间；2) 机器分配问题，为每道工序选择合适的加工机器；3) AGV 分配问题，为每道工序分配 AGV 以执行运输任务，并确定运输起点与终点。

本文参考排列编码的思想，提出一种三段式编码策略如图 1 所示，以“工序码+机器码+AGV 码”的方式代表一组编码样本，可以同时解决工序调度、机器分配、AGV 分配 3 个子问题，一组编码样本可表示为 $\{p_1, p_2, \dots, p_n, m_1, m_2, \dots, m_n, a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ， p_n 表示工序码， m_n 表示机器码， a_n 表示 AGV 码， n 为最大工序数量。

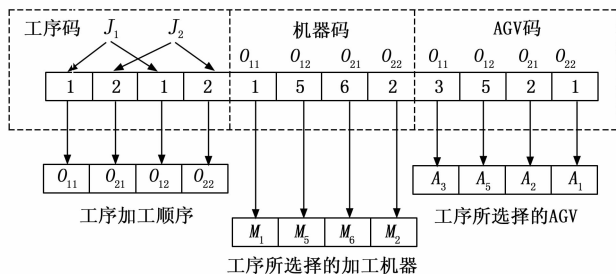


图 1 三段式编码示意图

三段式编码能够有效扩大遗传算法的搜索空间，并且保留了遗传算法良好的拓展性。在遗传算法的交叉和变异阶段，三段式编码为操作提供了更多的灵活性和可能性，使得算法能够更充分地探索解空间。同时，这种编码方式在编程实现上更加方便，有利于进行算法的验证和优化。

2.3 解码

解码过程是将编码转化为可执行调度方案并计算最大完工时间的核心环节。与传统 FJSP 相比，P-FJSP-MAE 的解码过程需要考虑 AGV 运输工件的影响，改进后的解码流程如图 2 所示，具体步骤如下：

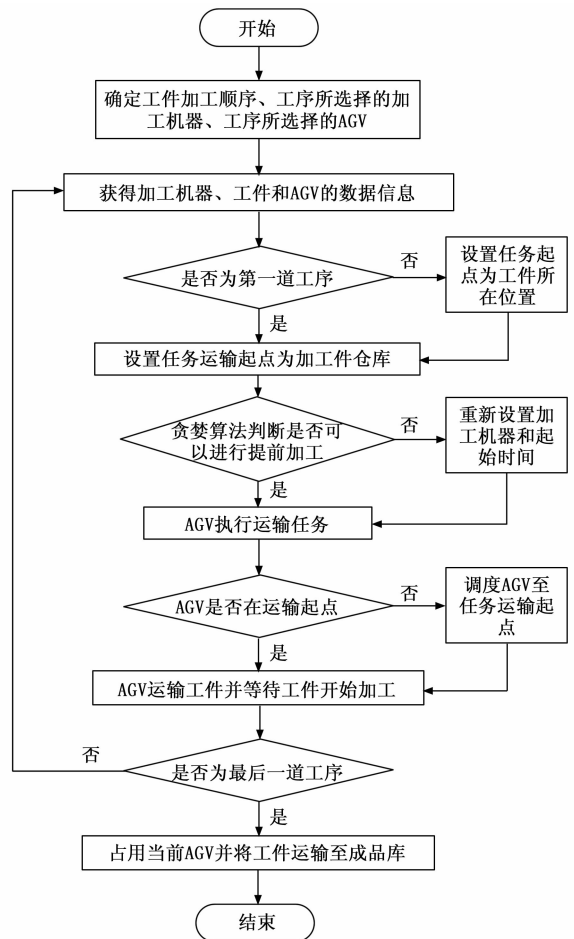


图 2 改进解码流程图

1) 通过读取工序码确定工件加工顺序、读取机器码确定该工序所选择的加工机器、读取 AGV 码确定工序所选择的物流运输设备。

2) 获得加工件、加工件仓库、成品库和加工机器的位置数据，并更新工件与 AGV 的位置信息。

3) 接着，按照工件加工顺序将工件依次运输至加工机器的装载区，此时如果为第一道工序则运输起点为加工件仓库，若不为第一道工序则运输起点为上一道工序对应加工机器的卸载区，并如图 3 所示加入贪婪方法

判断工件是否可以在加工机器的空闲时间提前加工, 若可以则调整该工序的加工时间。

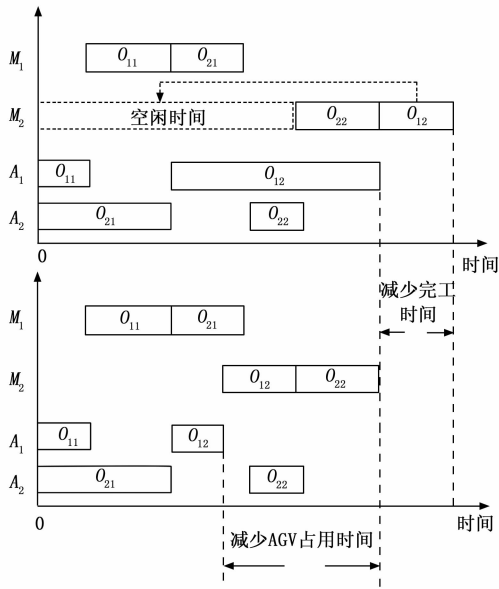


图 3 贪婪方法作用示意图

4) 在 AGV 执行运输任务时需要考虑 AGV 当时所处的位置, 若 AGV 不在该任务的起点, 则需要将 AGV 从当前位置调度至任务起点。

5) 当 AGV 将工件运输至加工机器处, 还需等待该加工机器完成上一道工序后, 开始加工该工件后方可进行驶离。

6) 如果工件处于最后一道工序时, 需要占用最后一道工序所选择的 AGV, 等待工序完成后将工件运输至成品库。

在解码过程中引入贪婪方法, 通过将当前工序插入机器的空闲时间, 可以有效减少完工时间和 AGV 占用时间。判断能否实施贪婪方法需要满足 3 个条件: 首先, 加工机器必须有足够的空余时间来满足当前工序的加工需求。然后, 当前工序所选择的 AGV 的占用时间需要与加工机器的空闲时间存在重合。最后, 在安排当前工序时, 必须确保其前置工序已经完成。

2.4 改进遗传算法

传统遗传算法在处理 P-FJSP-MAE 时, 常因个体解码过程中难以匹配有效的加工机器, 导致大量无效解的产生, 优化效率低下, 并造成收敛速度缓慢的问题。因此本文提出一种改进遗传算法 (IGA, improved genetic algorithm), 针对部分柔性和多 AGV 约束采用排序分组、随机数优化变异和精英保留、锦标赛选择双策略产生并保留优秀个体, 提高了算法的搜索效率和收敛性能。

2.4.1 排序分组

通过排序分组将种群中的分为两组, 对所有个体进

行评价并排序以区分优质染色体和劣质染色体, 通过交替选择分组方便后续进行交叉操作, 并降低相似染色体交叉的概率, 提高新种群中染色体编码的随机性。

通过改进解码策略得到每一条染色体的最小化最大完工时间, 即适应度值 f , 可表示为适应度值集合 $\{f_1, \dots, f_n\}$, 根据适应度值将种群从低到高进行排序, 得到排序后的种群集合 X_{sort} 。然后, 根据适应度值将种群集合 X_{sort} 通过交替选择的方式分为集合 $X_1 = \{f_1, f_3, f_5, \dots, f_{n-1}\}$ 和集合 $X_2 = \{f_2, f_4, f_6, \dots, f_n\}$ 。

2.4.2 交叉

基于三段式编码策略, 算法的搜索空间较大, 可以在交叉操作时在保证优秀基因序列的前提下, 提高染色体的随机性。由于工序码需要保持工序数量的统一, 因此工序码采用工件交叉, 机器码和 AGV 码采用顺序交叉。

1) 工件交叉: 工件交叉过程如图 4 所示, 首先, 从集合 X_1 和集合 X_2 中分别选择出父代染色体 P_1 和 P_2 。然后, 通过随机数选择出交叉的工件编号集合 J_1 和未被选中的工件编号集合 J_2 。将父代 P_1 中包含 J_1 的基因序列复制到子代 C_1 中, 并按顺序将父代 P_2 中包含 J_2 的基因序列插入至 C_1 中, 将父代 P_2 中包含 J_1 的基因序列复制到子代 C_2 中, 并按顺序将父代 P_1 中包含 J_2 的基因序列插入至 C_2 中, 得到两组新的工序码 C_1 和 C_2 。

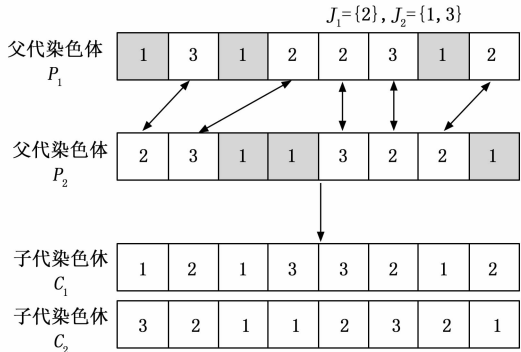


图 4 工件交叉过程

2) 顺序交叉: 如图 5 所示, 通过随机数选择交叉数量 N 和交叉起始位置 C_s , 选择出的顺序交叉范围需满足约束条件 $C_s + N \leq n$, 将 P_1 和 P_2 中从 C_s 开始到 $C_s + N$ 段基因序列进行交换, 得到子代 C_1 和 C_2 。

2.4.3 变异

在传统遗传算法采用选择变异操作更进一步提高解的搜索空间, 但在 P-FJSP-MAE 中, 机器码通过选择变异后会增加劣质染色体的比例。因此, 机器码采用随机数优化变异, 工序码和 AGV 码采用选择变异, 根据变异概率从种群中选择出父代染色体 P 。

1) 随机数优化变异: 通过随机数选择父代染色体

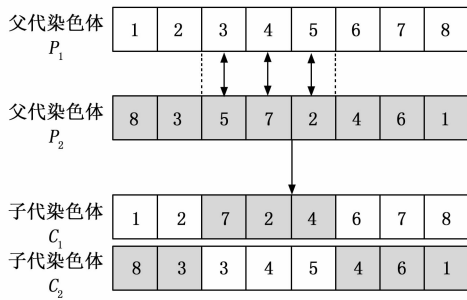


图 5 顺序交叉过程

P 的变异位置 Mu , 然后选择该工序的有效加工机器替换 Mu , 得到子代 C , 可表示为式, 其中 C_{mu} 表示变异位置, T_{ijm} 表示工序 O_{ij} 在加工机器 M_k 上的加工时间。

$$C_{mu} = \sum_{k=0}^n (T_{ijk}), T_{ijk} \neq L \quad (12)$$

2) 选择变异: 通过随机数确定变异位置 Mu_1 和 Mu_2 , 随后交换父代染色体 P 中对应位置 Mu_1 和 Mu_2 的基因序列, 得到子代 C 。

2.4.4 保留

利用精英保留和锦标赛选择双策略选出 $(x+1)$ 优质染色体, 保留至新种群中, 避免优质解的丢失, 加快种群的收敛。首先, 通过精英保留策略直接保留样本中最优秀的一条染色体, 可表示为式。然后, 通过锦标赛选择策略每次选择 n 条染色体, 选择其中最优秀的一条保留, 通过 x 次选择保留 x 条染色体。

$$f_{\text{best}} = \min \sum_{i=0}^n f_i \quad (13)$$

3 算法流程

基于贪婪方法的改进遗传算法 (IGA-GA, improved genetic algorithm based on greedy algorithm) 求解 P-FJSP-MAE 流程如图 6 所示, 具体步骤如下:

1) 根据车间调度问题数据和算法参数, 通过三段式编码随机生成初始种群, 并创建一个空种群池, 用于存放染色体经过循环交叉后的优秀染色体。

2) 利用改进解码策略评价每一个染色体, 得到每条染色体的适应度值。

3) 判断是否达到算法最大迭代次数, 若是则选择适应度值最小的染色体个体进行再次解码, 得到最优工厂物流调度方案, 绘制成调度甘特图。若未达到最大迭代次数, 通过精英保留和锦标赛选择双策略选出 $(x+1)$ 条染色体。

4) 根据适应度值将种群通过交替选择的方式, 将所有种群分为数量相等的两个集合。

5) 对两个集合中的每个染色体生成一个 $0 \sim 1$ 的随机数, 保留每个集合中随机数小于交叉值的染色体, 然后从两个集合中分别选择出父代染色体 P_1 和 P_2 进行交

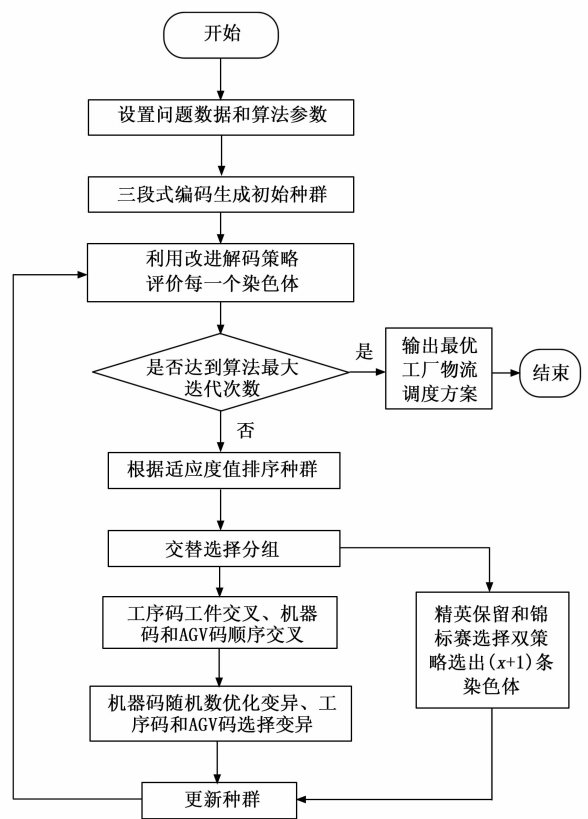


图 6 算法流程图

叉, 生成子代染色体 C_1 和 C_2 。

6) 为上述交叉产生的每个染色体生成一个 $0 \sim 1$ 的随机数, 对随机数小于变异值的染色体进行变异。

7) 将交叉和变异后的新染色体替换种群池, 将精英保留和锦标赛双策略选择出的 $(x+1)$ 条染色体替换种群池排序最后的 $(x+1)$ 条染色体, 得到进化后的新种群, 然后重复步骤 2)。

4 实验验证

4.1 仿真实验

为验证所提出的 IGA-GA 在 P-FJSP-MAE 中的有效性和优越性, 利用传统单点交叉和基本位变异对具体算例进行对比验证, 并与改进遗传算法、基于贪婪方法的遗传算法 (GA-GA, genetic algorithm based on greedy algorithm) 进行对比实验。用 Unity3D 平台和 C# 编程语言实现, 运行在 Win10 系统上, 硬件环境为 12th Gen Intel (R) Core (TM) i5-12400F CPU, 2.5 GHz 主频, 32 GB 内存。算例基于文献 [1] 中提出的 8×8 部分柔性作业车间调度问题算例如表 2 所示, 并加入了 8 台 AGV 进行调度, 以验证多 AGV 环境下 IGA-GA 的有效性, 加工机器之间的物流转运时间为两台机器编号差的绝对值。

表 2 8×8 P-FJSP 问题算例

工件	工序	加工时间/min							
		可选的机器							
		Q_1	Q_2	Q_3	Q_4	Q_5	Q_6	Q_7	Q_8
J_1	O_{11}	5	3	5	3	3	—	10	9
	O_{12}	10	—	5	8	3	9	9	6
	O_{13}	—	10	—	5	6	2	4	5
J_2	O_{21}	5	7	3	9	8	—	9	—
	O_{22}	—	8	5	2	6	7	10	9
	O_{23}	—	10	—	5	6	4	1	7
	O_{24}	10	8	9	6	4	7	—	—
J_3	O_{31}	10	—	—	7	6	5	2	4
	O_{32}	—	10	6	4	8	9	10	—
	O_{33}	1	4	5	6	—	10	—	7
J_4	O_{41}	3	1	6	5	9	7	8	4
	O_{42}	12	11	7	8	10	5	6	9
	O_{43}	4	6	2	10	3	9	5	7
J_5	O_{51}	3	6	7	8	9	—	10	—
	O_{52}	10	7	—	4	9	8	6	—
	O_{53}	—	9	8	7	4	2	7	—
	O_{54}	11	9	—	6	7	5	3	6
J_6	O_{61}	6	7	1	4	6	9	—	—
	O_{62}	11	—	9	9	9	7	8	10
	O_{63}	10	5	9	10	11	—	10	4
J_7	O_{71}	5	4	2	6	7	—	10	—
	O_{72}	—	9	—	9	11	9	10	5
	O_{73}	—	8	9	3	8	6	—	10
J_8	O_{81}	2	8	5	9	—	4	—	8
	O_{82}	7	4	7	8	9	—	10	—
	O_{83}	9	9	8	5	6	7	1	—
	O_{84}	9	—	3	7	1	5	8	—

为避免实验变量对结果的影响, 参考文献 [24] 中的参数设置, 所有实验算法参数设置统一: 种群规模为 40、交叉概率为 0.7、变异概率为 0.1, 最大迭代次数为 100。各算法均运行 100 次, 每 10 次为一组依次计算平均值进行比较, 共得到 10 组对比数据, 具体实验结果如表 3 和图 7 所示。

表 3 各算法实验结果对比

实验组号	各算法目标函数值平均值			
	GA	GA-GA	IGA	IGA-GA
1	49.7	49.5	42.9	42.2
2	47.8	48.1	44	42
3	51.7	50.8	42.6	40.9
4	51.3	51.1	43.3	41.2
5	54.3	48.3	51.1	41.4
6	51.2	50.2	43.7	41.8
7	50.4	48.6	41.1	39.3
8	50.6	48.9	44.3	40.8
9	49.6	49.7	43.5	39.7
10	49.1	50.9	49.5	40
总平均值	50.57	49.61	44.6	40.93

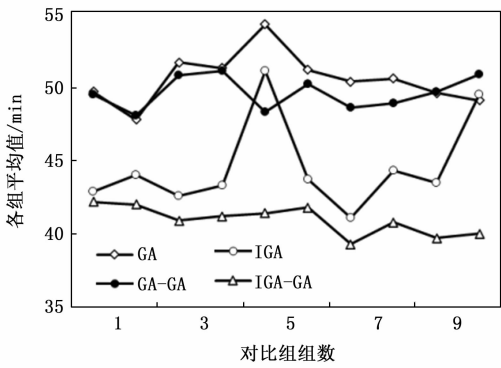


图 7 目标函数平均值对比

各算法获得有效解的收敛次数对比如图 8 所示, 利用 IGA-GA 进行实验获得的调度甘特如图 9 所示。通过上述对比实验, IGA-GA 的平均目标函数值为 40.93, 传统遗传算法平均目标函数值为 50.57, IGA-GA 在处理 P-FJSP-MAE 时相较于传统算法在解码精度上提高约 19.06%。并且对各组获得有效解的迭代次数进行平均值统计如图 8 所示, GA、GA-GA、IGA、IGA-GA 的有效解收敛平均次数分别为 12.94、13.06、9.06、7.41, 采用改进遗传算法相较于传统算法在有效解收敛

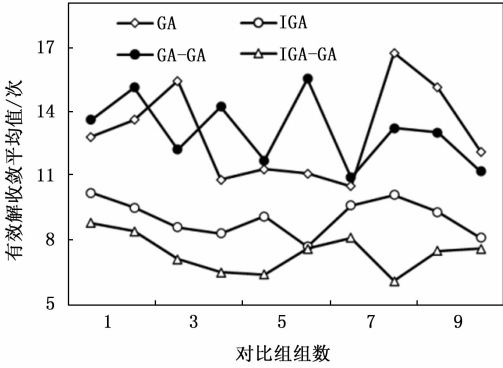


图 8 有效解收敛平均值对比

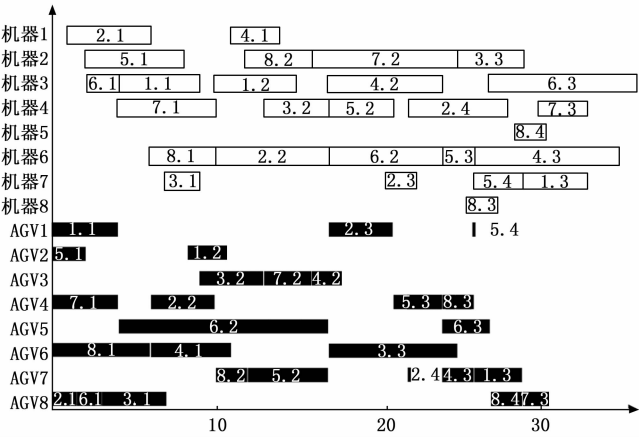


图 9 IGA-GA 求解 8x8 算例调度甘特图

效率上提高约 63.65%。验证了在解码时加入贪婪方法以及改进位置更新策略对算法的解码精度和搜索效率有良好的改进效果，证实了 IGA-GA 的有效性并具有更好的寻优能力。

4.2 工厂实例

某五金加工企业的主要生产对象为三层板储物车，三层板储物车的装配零部件主要有 U 型架、底座管和铁篮板，零部件的生产原料包括铁管、铁线、平板和卷板。在储物车生产过程中，涉及的加工工序包括折弯、冲孔、焊接、钻孔、喷漆包装等，对应的生产加工车间包括层篮板车间、上 U 型弯管车间、下 U 型弯管车间、焊接车间、喷涂车间和包装车间，每个车间负责的功能不同，加工设备也各异。零部件的加工制作车间中加工设施包括抽条机、冲孔机、弯框机和热熔钻孔机等。

该企业的层篮板和上 U 管加工车间的工艺流程如图 10 所示，层篮板生产车间有 6 道自动化生产工序，上 U 管生产车间有 5 道自动化生产工序。两条生产线有 1 道重复的生产工序，所有工序只能在特定的几台机器上进行加工，属于典型的部分柔性作业车间。并且同时加工的工件总数量为 11 个，其中层篮板 6 个，上 U 管工件 5 个，所有工件通过 AGV 进行加工设备间的转运。

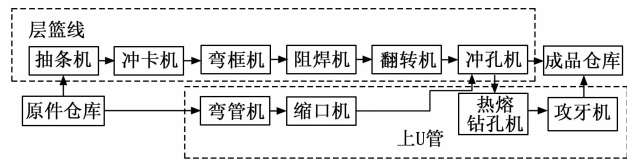


图 10 加工车间工艺流程图

设置问题数据和算法参数：工件数量 11，加工机器数量 24，AGV 数量 8，工序总数 61，AGV 平均速度 1.5，种群规模 500，交叉概率 0.5，变异概率 0.1，精英保留数量 50，迭代次数 1 000，以及加工机器数量工件对应工序数量，工序对应加工机器的加工时间如表 4 所示，工序对应机器未列出的表示该工序不支持在该机器上加工，各加工机器位置坐标如表 5 所示。

采用 IGA-GA 求解该五金加工企业的层篮和上 U 管加工车间调度问题，优化结果为 153 min，对应调度方案甘特如图 11 所示。从调度图中可以看出，当前调度方案 AGV 的工作时间较为紧凑，且在相同工序中加工时间较短的机器（如机器 2、机器 11 和机器 3）会被优先选择，且调度方案精准的选择了合适的加工机器，未出现无效机器的情况，由此进一步验证了 IGA-GA 的有效性和优越性。

5 结束语

本文针对部分柔性作业车间的生产和物流调度存在

表 4 工件在各加工机器上的加工时间对照表

工件	工序	工序对应机器加工时间/min
工件 1	O_{11}	$M_1 = 8; M_2 = 6$
	O_{12}	$M_3 = 5; M_4 = 9$
	O_{13}	$M_5 = 4; M_6 = 7$
	O_{14}	$M_7 = 10; M_8 = 7; M_9 = 5$
	O_{15}	$M_{10} = 4; M_{11} = 6$
	O_{16}	$M_{12} = 11; M_{13} = 9; M_{14} = 6; M_{15} = 5$
工件 2	O_{21}	$M_{16} = 8; M_{17} = 8; M_{18} = 6$
	O_{22}	$M_{19} = 9; M_{20} = 6$
	O_{23}	$M_{12} = 5; M_{13} = 8; M_{14} = 10; M_{15} = 6$
	O_{24}	$M_{21} = 12; M_{22} = 7$
	O_{25}	$M_{23} = 8; M_{24} = 5$

表 5 工厂设备位置数据表

加工机器	位置 x	位置 y
设备 1	12.91	18.14
设备 2	12.91	15.76
设备 3	28.19	24.18
设备 4	34.62	24.36
设备 5	19.64	26.76
设备 6	19.64	23.2
设备 7	34.25	17.71
设备 8	34.25	14.39
设备 9	34.93	11.49
设备 10	25.23	20.44
设备 11	25.23	15.55
设备 12	16.59	11.11
设备 13	19.19	11.11
设备 14	19.19	7.83
设备 15	16.52	7.83
设备 16	25.26	10.27
设备 17	25.26	7.139
设备 18	25.26	3.89
设备 19	32.37	3.54
设备 20	35.78	3.54
设备 21	32.34	8.14
设备 22	35.64	8.14
设备 23	12.56	4.44
设备 24	14.97	4.44
加工件仓库	5.2	24.67
成品仓库	6.24	7.552

加工机器资源有限、加工机器种类多和 AGV 配送规则复杂等问题，建立以加工机器资源有限约束、多 AGV 运输规则约束、最小化最大完工时间为目标的数学模型。

提出了 IGA-GA 求解 P-FJSP-MAE，采用三段式染色体编码策略，能够同时解决工序加工顺序、工序所选择的加工机器、工序所选择的物流运输设备 3 个子问题。每个子问题的求解过程相互独立，从而提高了算法

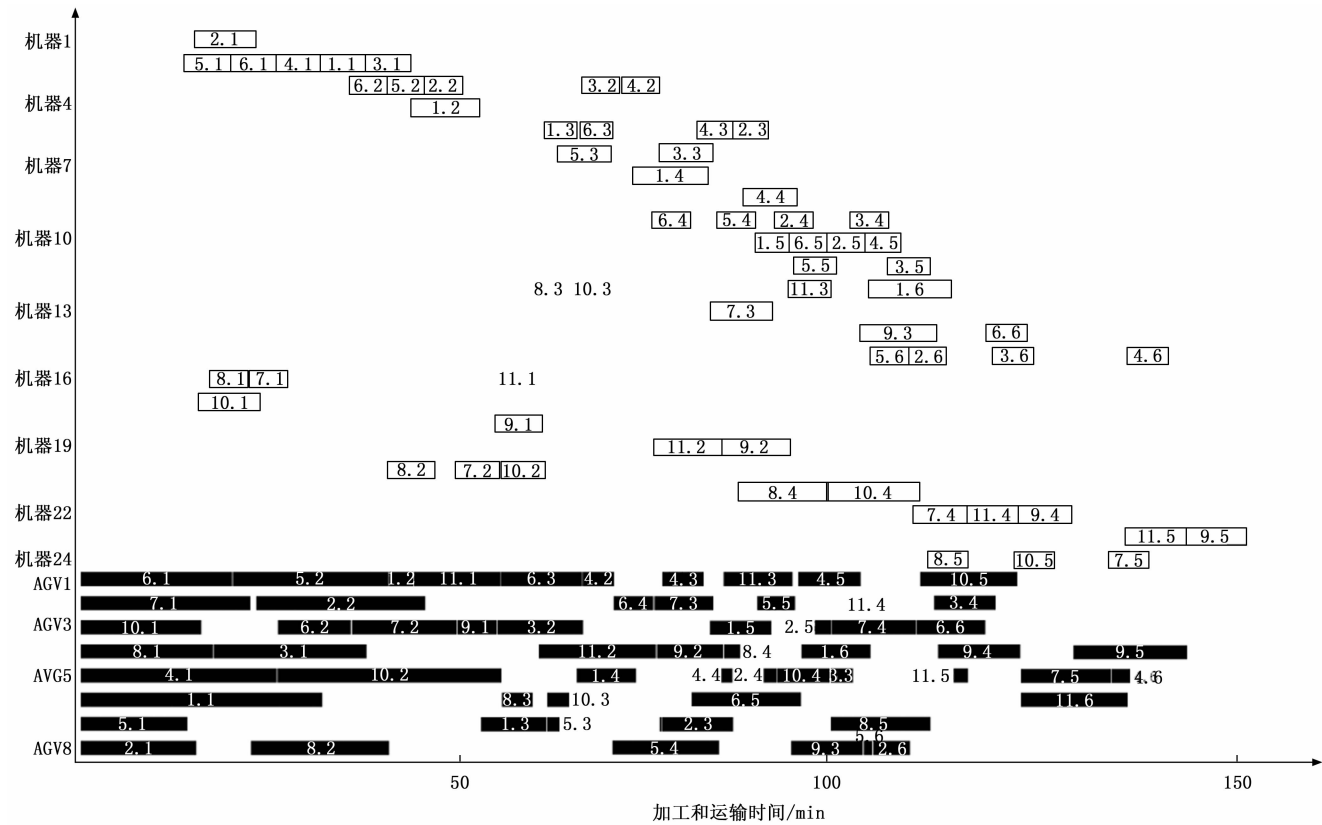


图 11 IGA-GA 求解某五金加工企业的层篮和上 U 管加工车间调度方案

的可扩展性。此外,通过随机数优化变异和精英保留、锦标赛选择双策略产生并保留优秀个体,并设计了基于贪婪方法的解码流程,对算法的解码精度和搜索效率有良好的改进效果。

通过仿真对比实验,验证了 IGA-GA 在解决 P-FJSP-MAE 时,在解码精度上提升了 19.06%,在有效解收敛效率上提高了 63.65%,证实了 IGA-GA 的有效性并具有更好的寻优能力。

最后,在某五金加工企业的柔性车间示例中验证了该算法的实施效果,进一步证明了算法的有效性和优越性,为生产决策者提供了更合理、高效的工厂物流调度方案,从而降低生产成本。

参考文献:

[1] 高亮,张国辉,王晓娟. 柔性作业车间调度智能算法及其应用 [M]. 武汉:华中科技大学出版社,2012.
[2] 朱建伟. 基于 NSGA-III 的多目标柔性作业车间调度研究 [D]. 大连:大连交通大学,2024.
[3] LIN C C, LIU W Y, CHEN Y H. Considering stockers in reentrant hybrid flow shop scheduling with limited buffer capacity [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 139: 106154.
[4] SHI Y, DENG D, YIN J, et al. Multipopulation GA/IWO

with coupled scale-free networks for solving flexible job-shop scheduling problems [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022 (1): 9191247.
[5] WANG J, WU C, PENG Y. Multi-objective scheduling for an energy-efficient flexible job shop problem with peak power constraint [J]. Applied Soft Computing, 2024, 167: 112330.
[6] ZHANG G, HU Y, SUN J, et al. An improved genetic algorithm for the flexible job shop scheduling problem with multiple time constraints [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 54: 100664.
[7] DABAH A, BENDJOUDI A, AITZAI A, et al. Efficient parallel tabu search for the blocking job shop scheduling problem [J]. Soft Computing, 2019, 23: 83-95.
[8] XIE J, LI X, GAO L, et al. A hybrid algorithm with a new neighborhood structure for job shop scheduling problems [J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 169: 108205.
[9] XIE J, LI X, GAO L, et al. A hybrid genetic tabu search algorithm for distributed flexible job shop scheduling problems [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 71: 82-94.
[10] WU H, GAO Y. An ant colony optimization based on local search for the vehicle routing problem with simultane-

- ous pickup-delivery and time window [J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 139: 110203.
- [11] ZHANG X, ZHAN Z H, FANG W, et al. Multipopulation ant colony system with knowledge-based local searches for multiobjective supply chain configuration [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2021, 26 (3): 512–26.
- [12] ZHOU Y, LIU X, HU S, et al. Combining max-min ant system with effective local search for solving the maximum set k-covering problem [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 239: 108000.
- [13] 刘洪铭, 曾鸿雁, 周伟, 等. 基于改进粒子群算法作业车间调度问题的优化 [J]. *山东大学学报 (工学版)*, 2019, 49: 75–82.
- [14] 田旻, 张光军, 刘人境. 粒子群遗传混合算法求解考虑传输时间的 FJSP [J]. *运筹与管理*, 2019, 28 (4): 78.
- [15] LU P H, WU M C, TAN H, et al. A genetic algorithm embedded with a concise chromosome representation for distributed and flexible job-shop scheduling problems [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2018, 29: 19–34.
- [16] ESCAMILLA S N J, SECKTUOHM J C, MEDINA M J, et al. A hybrid search using genetic algorithms and random-restart hill-climbing for flexible job shop scheduling instances with high flexibility [J]. *Applied Sciences*, 2022, 12 (16): 8050.
- [17] CAI S, YANG K, LIU K. Multi-objective optimization of the distributed permutation flow shop scheduling problem with transportation and eligibility constraints [J]. *Journal of the Operations Research Society of China*, 2018, 6: 391–416.
- [18] LI X, GAO L. An effective hybrid genetic algorithm and tabu search for flexible job shop scheduling problem [J]. *International Journal of Production Economics*, 2016, 174: 93–110.
- [19] NADERI B, AZAB A. An improved model and novel simulated annealing for distributed job shop problems [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 81: 693–703.
- [20] 苗培仁, 李晓东, 胡凯, 等. 基于 AGV 的管道加热器柔性作业车间调度方法研究 [J]. *计算机测量与控制*, 2024, 32 (4): 151–158.
- [21] 刘晶晶, 刘业峰, 黎虹. 基于混合果蝇一遗传算法求解柔性作业车间调度问题 [J]. *计算机测量与控制*, 2020, 28 (12): 227–232.
- [22] HOLLAND J H. *Adaptation in natural and artificial systems* [Z]. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1976.
- [23] 孔繁荣, 郑树泉. *工业智能化转型方法与实践* [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2020.
- [24] 杨帆, 方成刚, 洪荣晶, 等. 改进遗传算法在车间调度问题中的应用 [J]. *南京工业大学学报 (自然科学版)*, 2021, 43: 480–485.
- hybrid MAC protocol for heterogeneous M2M networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2014, 1 (1): 99–111.
- [20] 彭振春, 朱耀辉, 刘含, 等. 无人机辅助移动边缘计算中信息新鲜度优先的轨迹规划和任务卸载算法设计 [J]. *工业控制计算机*, 2024, 37 (3): 30–32.
- [21] 张华钦, 刘伟, 王慧, 等. 基于深度强化学习的风电场功率多变量综合优化控制 [J]. *综合智慧能源*, 2025, 47 (1): 18–25.
- [22] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms [J]. *Arxiv*, 2017, 1707. 06347.
- [23] SUTTON R S, MCALLESTER D, SINGH S, et al. Policy gradient methods for reinforcement learning with function approximation [M]. *Cambridge: MIT Press*, 1999: 1057–1063.
- [24] ERTURK I, CHMIELEWSKI I. Improving drone data gathering WSN application performance with a predefined p-based approach for slotted p-persistent CSMA MAC [C] // *IEEE*, Prague, 2022: 1–5.

(上接第 308 页)

- [13] 李奇儒, 耿霞. 基于改进 DQN 算法的机器人路径规划 [J]. *计算机工程*, 2023, 49 (12): 111–120.
- [14] 缪中宇, 陈特, 冯瑄, 等. 面向差异化 QoS 保障的卫星返向链路资源分配策略 [J]. *航天器工程*, 2022, 31 (1): 98–106.
- [15] MANGOLD S, CHOI S, HIERTZ G R, et al. Analysis of IEEE 802.11e for QoS support in wireless LANs [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2003, 10 (6): 40–50.
- [16] LIAO M, LIU K. A distributed adaptive QoS MAC protocol for mobile Ad Hoc networks [C] // *ICST*, Beijing, 2010: 1–5.
- [17] 秦鑫彤, 宋政育, 侯天为, 等. 基于自适应 p 持续的移动自组网信道接入和资源分配算法 [J]. *计算机应用*, 2024, 44 (3): 863–868.
- [18] CALI F, CONTI M, GREGORI E. IEEE 802.11 Protocol: design and performance evaluation of an adaptive backoff mechanism [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2000, 18 (9): 1774–1786.
- [19] LIU Y, YU E C, CAO X, et al. Design of a scalable