

# 控制与决策

Control and Decision

## 面向智能制造的AGV与柔性作业车间协同调度模型与算法

林国义, 黄千禧, 谢帅, 高开周

引用本文:

林国义, 黄千禧, 谢帅, 等. 面向智能制造的AGV与柔性作业车间协同调度模型与算法[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 1166-1175.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0808>

---

## 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>

#### [自适应Jaya算法求解多目标柔性车间绿色调度问题](#)

Multi-objective flexible job shop green scheduling problem with self-adaptive Jaya algorithm

控制与决策. 2021, 36(7): 1714-1722 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1773>

#### [基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划](#)

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization

控制与决策. 2021, 36(6): 1397-1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

#### [基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925-932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

#### [求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314-324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

# 面向智能制造的 AGV 与柔性作业车间 协同调度模型与算法

林国义<sup>1</sup>, 黄千禧<sup>1</sup>, 谢帅<sup>1</sup>, 高开周<sup>2†</sup>

(1. 桂林电子科技大学 商学院, 广西 桂林 541000; 2. 澳门科技大学 系统工程研究所, 澳门 999078)

**摘要:** 面向智能制造环境中物流与生产深度融合的复杂调度需求, 提出一种集成自动导引车 (AGV) 调度与柔性作业车间排程的协同优化方法. 构建同时考虑工件加工路径选择、机床分配与 AGV 运输任务调度的混合整数线性规划模型, 涵盖运输时间、AGV 数量限制、作业顺序约束与资源可用性等实际因素. 针对问题求解的复杂性, 设计融合遗传算法与改进变邻域搜索策略的混合智能算法 (GAIVNS), 有效提升求解精度、稳定性与全局寻优能力. 通过新能源汽车总装工厂场景下的仿真实验表明, 所提出模型与算法在任务完成时间、设备利用率与调度稳定性方面均显著优于现有方法. 所做研究为智能制造系统中的多资源协同调度提供了一种高效、可靠且可行的解决方案, 具有良好的工程应用前景与推广价值.

**关键词:** 柔性作业车间调度; AGV 调度; 变邻域搜索; 遗传算法; 协同优化; 混合整数线性规划

中图分类号: TP18 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0808

**引用格式:** 林国义, 黄千禧, 谢帅, 等. 面向智能制造的 AGV 与柔性作业车间协同调度模型与算法 [J]. 控制与决策, 2026, 41(4): 1166-1175.

## A model and algorithm for coordinated scheduling of AGV and flexible job shop in intelligent manufacturing

LIN Guo-yi<sup>1</sup>, HUANG Qian-xi<sup>1</sup>, XIE Shuai<sup>1</sup>, GAO Kai-zhou<sup>2†</sup>

(1. Business School, Guilin University of Electronic Science and Technology, Guilin 541000, China; 2. Institute of Systems Engineering, Macao University of Science and Technology, Macao 999078, China)

**Abstract:** To address the scheduling requirements arising from the deep integration of logistics and production in intelligent manufacturing environments, this study proposes a collaborative optimization approach that integrates automated guided vehicle (AGV) scheduling with flexible job shop scheduling. A mixed-integer linear programming (MILP) model is developed to jointly consider workpiece processing path selection, machine tool allocation, and AGV transportation task scheduling. The model incorporates key practical factors such as transportation time, AGV quantity constraints, operation sequence dependencies, and resource availability. To tackle the high complexity of problem-solving, a hybrid intelligent algorithm combining a genetic algorithm and an improved variable neighborhood search (GAIVNS) strategy is designed to enhance solution accuracy and stability. Simulation experiments conducted in a new energy vehicle assembly scenario demonstrate that the proposed model and algorithm outperform existing methods in terms of task completion time, equipment utilization, and scheduling stability. The results indicate that this research provides an efficient and practical solution for multi-resource collaborative scheduling in intelligent manufacturing systems, showing strong potential for engineering applications.

**Keywords:** flexible job shop scheduling; AGV scheduling; variable neighborhood search; genetic algorithm; collaborative optimization; mixed integer linear programming

收稿日期: 2025-08-02; 录用日期: 2025-10-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62173356, 62173253, 52272374); 广西壮族自治区普通本科高校新工科研究与实践项目 (XGK202310); 广西壮族自治区普通本科高校教学改革工程项目 (2023JGB198); 广西壮族自治区普通本科高校教改项目 (JGT202302, JGKQ202309); 澳门科学技术发展基金项目 (0023/2025/RIA1); 广西哲学社会科学课题 (AD23026268).

责任编辑: 王凌.

†通信作者. E-mail: kzgao@must.edu.mo.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

## 0 引言

柔性作业车间调度问题 (flexible job shop scheduling Problem, FJSP) 作为智能制造核心议题, 其传统模型在多品种小批量生产、定制化需求及动态环境中面临瓶颈. 而考虑自动导引车 (automated guided vehicle, AGV) 调度的 FJSP 扩展模型, 通过融合 AGV 与机器作业柔性调度<sup>[1]</sup>, 成为提升智能工厂效率与资源利用率的关键. 在此背景下, 如何优化生产调度集成问题, 平衡资源利用率与生产效率<sup>[2]</sup>, 增强系统灵活性并保障生产稳定, 成为行业核心挑战. AGV 凭借自动化程度高、路径调整灵活等优势, 已成为柔性车间物料搬运的关键设备, 推动研究向工序分配、机器调度与物料运输的协同优化方向发展<sup>[3]</sup>. 该研究的理论价值在于通过构建适用于 FJSP-AGV 的混合整数线性规划模型, 结合变邻域搜索改进遗传算法 (genetic algorithm improved by variable neighborhood search, GAI VNS), 在保证种群多样性的同时突破局部最优困境, 拓展智能调度算法的理论边界, 推动智能制造理论升级<sup>[4]</sup>. 实际应用层面, 面对传统大规模生产向多品种小批量个性化模式的转型, AGV 调度优化可通过动态跟踪生产进度压缩设备停滞时间、减少人力投入与库存成本, 为智能场景下的生产-物流协同提供解决方案.

柔性作业车间调度问题的研究主要聚焦于模型构建与算法优化两方面<sup>[5]</sup>: 一方面, 模型构建通过引入不同数学表达、调整目标函数与约束以贴近实际需求; 另一方面, 算法优化则改进编码/解码策略及搜索机制, 提升解的质量与收敛效率<sup>[6]</sup>. 现有模型构建研究多基于基础 FJSP 进行单或多目标求解<sup>[7]</sup>, 如丁云明等<sup>[8]</sup>研究了多目标规划. 部分学者扩展约束以适应复杂场景, 如 Luo 等<sup>[9]</sup>建立了考虑工人协作的混合整数规划模型. 算法优化研究普遍通过对经典算法的改进来求解, 如王建华等<sup>[10]</sup>改进了多目标进化算法, 王玉芳等<sup>[11]</sup>提出了混合 Jaya 算法, Fan 等<sup>[12]</sup>利用多局部搜索处理关键路径.

集成 AGV 的 FJSP 研究在调度目标上, 主要采用最小化最大完工时间、最大化设备利用率等单目标或多目标规划. 例如: 李晓辉等<sup>[13]</sup>考虑 AGV 充电约束优化最大完工时间; Yao 等<sup>[14]</sup>与 Gao 等<sup>[15]</sup>分别构建了优化最大完工时间与设备总能耗、完工时间与能耗的多目标模型. 在生产调度优化方法方面, 研究主要通过算法改进与模型创新推进, 如王凌等<sup>[16]</sup>提出了面向人机协同能效的群智能优化算法, 唐浩等<sup>[17]</sup>开发了改进的人工蜂群算法求解模糊 FJSP.

数据与模型融合的优化理论与算法设计是提升算法性能、推动新一代智能调度发展的重要方向, 相关研究为工业制造提供了创新思路. 在建模方面, Yao 等<sup>[18]</sup>提出并验证了基于序列的新型 MILP 模型的优越性; Homayouni 等<sup>[19]</sup>利用邻接序列 MILP 模型求解 FJSP-AGV 最优解. 为此, 本文为 FJSP-AGV 提出一种新的 MILP 建模方法, 以利于后续求解方案的评估与调整. 鉴于集成 AGV、机器与工件的 FJSP 问题计算复杂度高, 本文对相关文献进行了系统梳理.

改进策略表明, 优质初始化种群可提升全局搜索效率, 多策略交叉变异能增强种群适应性, 邻域搜索有助于快速定位局部最优并避免早熟收敛. 为提升算法在实际生产中的适用性, 本文通过设计新搜索算子与建模实现算法强化. 算法验证方面, 基准算例虽能评估基本性能, 但其静态特征不足以反映动态生产的复杂性, 结合工业案例构建全要素验证环境, 以验证算法在真实场景的有效性 & 可靠性.

综上, 本文针对集成 AGV 的柔性作业车间调度问题, 构建融合物流与加工动态耦合机制的多资源协同混合整数线性规划模型, 并提出分层混合协同拓扑优化架构. 设计基于变邻域搜索增强的遗传算法, 实现工序排程、机器分配与 AGV 调度的高效协同优化. 本文突破传统二维决策局限, 建立工序-机器-AGV 三维协同模型, 并通过三层编码与 GAI VNS 算法显著提升求解性能.

## 1 集成 AGV 的柔性作业车间调度模型构建

### 1.1 问题假设与变量定义

FJSP-AGV 问题建模假设如下:

- 1) 初始阶段, 所有工件、机器及 AGV 在零时刻处于可运行状态.
- 2) 单台机器同一时刻仅处理一道工序.
- 3) 单台 AGV 同一时刻仅运输一个任务.
- 4) 工序需独占分配设备, 物料传输需独占分配 AGV; 同一工件的工序按工艺路径序贯执行, 不同工件的工序相互独立.
- 5) 同一工件的工序按固定顺序执行, 无动态优先级.
- 6) 忽略电量限制, 运输时间仅受负载与距离影响.
- 7) 每台机器均设专用 AGV 停靠区.
- 8) 所有工件与 AGV 初始位于装卸区 LU.

本文采用 MILP 进行建模, 模型中的核心决策变量及其他相关符号的定义见表 1.

表1 模型符号与变量定义

类别	符号	定义说明
索引	$i, i'$	工件索引
	$j, j'$	工序索引
	$k, k'$	机器索引
	$v, v'$	AGV索引
集合	$I$	工件集合, $I = \{1, 2, \dots, n\}$
	$O_i$	工件 <i>i</i> 的工序集合, $O_i = \{1, 2, \dots, n_i\}$
	$K$	机器集合(含虚拟起始位), $K = \{0, 1, \dots, m\}$ , $K = 0$ 为起始LU
	$V$	AGV集合, $V = \{1, 2, \dots, n_A\}$
	$K_{i,j}$	工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 的可选机器集合
参数	$pt_{i,j,k}$	机器 <i>k</i> 运行 <i>O<sub>i,j</sub></i> 所需时间
	$Tr_{k,k'}$	机器 <i>k</i> 到 <i>k'</i> 的运输时间( $Tr_{0,k}$ : 起始位到机器 <i>k</i> )
	$m_{i,j}$	工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 可选的机器总数
决策变量	$X_{i,j,k,\nu}$	若工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 在机器 <i>k</i> 上加工并由AGV $\nu$ 运输, 则 $X_{i,j,k,\nu} = 1$ , 否则 $X_{i,j,k,\nu} = 0$
	$YM_{i,j,i',j'}$	若工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 在机器上优先于 <i>O<sub>i',j'</sub></i> 加工, 则 $YM_{i,j,i',j'} = 1$ , 否则 $YM_{i,j,i',j'} = 0$
	$YA_{i,j,i',j'}$	若工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 在AGV上优先于 <i>O<sub>i',j'</sub></i> 运输, 则 $YA_{i,j,i',j'} = 1$ , 否则 $YA_{i,j,i',j'} = 0$
	$SA_{i,j,\nu}$	AGV $\nu$ 将工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 运输至机器的到达时间
	$S_{i,j}$	工序 <i>O<sub>i,j</sub></i> 的开始加工时间
	$C_{max}$	最大完工时间(优化目标)
状态变量	$ESA(i, j, k, v)$	AGV $v$ 从机器 <i>k</i> 空载启动时间(运输 <i>O<sub>i,j</sub></i> 前)
	$ECA(i, j, k, v)$	AGV $v$ 空载到达时间(运输 <i>O<sub>i,j</sub></i> 前)
	$LSA(i, j, k, v)$	AGV $v$ 负载启动时间(运输 <i>O<sub>i,j</sub></i> )
	$LCA(i, j, k, v)$	AGV $v$ 负载到达时间(运输 <i>O<sub>i,j</sub></i> 到达)

1.2 约束条件

本文 FJSP-AGV 的 MILP 模型约束集如下所示:

1) AGV 约束

$$S_{i,j} \geq \sum_{\nu \in V} SA_{i,j,\nu}, \forall i \in I, j \in J_i; \tag{1}$$

$$X_{i,0,0,1} = 1, \forall i \in I; \tag{2}$$

$$S_{i,j,\nu} + \sum_{\nu' \in V} \sum_{k'' \in K_{i',j'-1}} X_{i',j'-1,k'',\nu'} (Tr_{k,k''} + Tr_{k'',k'}) \leq S_{i',j',\nu} + M(3 - YA_{i,j,i',j'} - X_{i,j,k,\nu} - X_{i',j',k',\nu}), \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}, k \in K_{i,j}, k' \in K_{i',j'}, \nu \in V; \tag{3}$$

$$S_{i',j',\nu} + \sum_{\nu' \in V} \sum_{k' \in K_{i,j-1}} X_{i,j-1,k',\nu'} (Tr_{k',k'} + Tr_{k',k}) \leq S_{i,j,\nu} + M(2 + YA_{i,j,i',j'} - X_{i,j,k,\nu} - X_{i',j',k',\nu}), \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}, k \in K_{i,j}, k' \in K_{i',j'}, \nu \in V; \tag{4}$$

$$ESA(i, j, k, v) = \sum_{\nu=1}^V (LCA(\nu) \cdot X_{i,j,k,\nu}), \tag{5}$$

$$\sum_{\nu=1}^V \sum_{\nu=1}^V \sum_{\nu=1}^V (Tr_{k,k'} \cdot X_{i,j,k,\nu} \cdot YA_{i,j,i',j'} \cdot SA_{i,j-1,\nu}); \tag{6}$$

$$LSA(i, j, k, v) = \max \left( \sum_{\nu=1}^V (ECA(i, j, k, v) \cdot X_{i,j,k,\nu}), pt_{i,j-1,k} \right); \tag{7}$$

$$LCA(i, j, k, v) = LSA(i, j, k, v) + \sum_{\nu=1}^V \sum_{\nu=1}^V \sum_{\nu=1}^V (Tr_{k,k'} \cdot X_{i,j,k,\nu} \cdot YA_{i,j,i',j'} \cdot SA_{i,j,\nu}). \tag{8}$$

2) 工序、机器相关约束

$$\sum_{\nu \in V} SA_{i,j+1,\nu} + M \left( 2 - \sum_{\nu \in V} X_{i,j,k,\nu} - \sum_{\nu \in V} X_{i,j+1,k',\nu} \right) \geq S_{i,j} + pt_{i,j,k} + Tr_{k,k'}, \forall i \in I, j \in \{1, 2, \dots, n_i - 1\}, k \in K_{i,j}, k' \in K_{i,j+1}; \tag{9}$$

$$SA_{i,1,\nu} \geq \sum_{k \in K_{i,1}} Tr_{0,k} X_{i,1,k,\nu}, \forall i \in I, \nu \in V; \tag{10}$$

$$S_{i,n_i} + \sum_{k \in K_{i,n_i}} \sum_{v \in V} X_{i,n_i,k,v} \text{pt}_{i,n_i,k} \leq C_{\max}, \forall i \in I; \quad (11)$$

$$S_{i,j} + \sum_{v \in V} X_{i,j,k,\nu} \text{pt}_{i,j,k} \leq S_{i',j'} + M \left( 3 - Y_{M_{i,j,i',j'}} - \sum_{v \in V} X_{i,j,k,\nu} - \sum_{v \in V} X_{i',j',k,\nu} \right), \quad \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}, k \in K_{i,j} \cap K_{i',j'}; \quad (12)$$

$$S_{i',j'} + \sum_{\nu \in V} X_{i',j',k,\nu} \text{pt}_{i',j',k} \leq S_{i,j} + \left( 2 + Y_{M_{i,j,i',j'}} - \sum_{\nu \in V} X_{i,j,k,\nu} - \sum_{\nu \in V} X_{i',j',k,\nu} \right), \quad \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}, k \in K_{i,j} \cap K_{i',j'}. \quad (13)$$

3) 决策变量的取值范围

$$S_{i,j} \geq 0, \forall i \in I, j \in J_i; \quad (14)$$

$$S_{i,j,\nu} \geq 0, \forall i \in I, j \in J_i, \nu \in V; \quad (15)$$

$$S_{i,j,\nu} \leq M \sum_{k \in K_{i,j}} X_{i,j,k,\nu}, \forall i \in I, j \in J_i, \nu \in V; \quad (16)$$

$$X_{i,j,k,\nu} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, j \in J_i, k \in K_{i,j}, \nu \in V; \quad (17)$$

$$Y_{M_{i,j,i',j'}} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}; \quad (18)$$

$$Y_{A_{i,j,i',j'}} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, i' \in I, i < i', j \in J_i, j' \in J_{i'}. \quad (19)$$

式(1)保证作业 $O_-(i, j)$ 只有AGV运送工件到所选加工机器时才能开始加工;式(2)限定工件的起始位置为LU位置,虚拟工序0由第1台AGV运输;式(3)和(4)限制同一AGV将不同工序运输到其所选机器的顺序约束;式(5)限制AGV从当前所在位置移动到待运输工件的前道工序加工机器旁开始时间;式(6)限制空载运输结束时间;式(7)限制负载开始时间;式(8)限制负载结束时间;式(9)限制如果工序 $O_-(i, j)$ 和 $O_-(i, j+1)$ 分别选择在机器 $k$ 和 $k'$ 上加工,则将工序 $O_-(i, j+1)$ 运输到其选择的机器 $k'$ 的时间不小于工序 $O_-(i, j)(S_-(i, j) + \text{pt}_-(i, j, k))$ 的完工时间和机器 $k$ 与 $k'$ ( $\text{Tr}_-(k, k')$ )之间的运输时间之和;式(10)限制将工件的第1个操作运送到它所选择机器的时间约束;式(11)限制最大完工时间;式(12)和(13)限制不同工序在同一台机器上的加工顺序,避免无效限制;式(14)~(16)限制离散决策变量的取值范围;式(17)~

(19)为0-1决策变量的取值范围.

本文在经典的FJSP模型基础上,突破传统FJSP的机器、工序二维决策空间限制,构建包含工序安排、资源分配与厂内AGV物流的三维协调优化结构,通过考虑加工顺序和机器选择,并结合实际生产场景中AGV系统的运输时间和空载、负载状态等因素进行问题描述,进而对参数和变量进行定义描述,建立以最小化最大完工时间为目标的MILP模型,并对生产中的排他约束、AGV相关约束、工件机器相关约束进行梳理建模.

## 2 算法设计

基于遗传算法(genetic algorithm, GA)的主框架,采用一种分层混合协同拓扑优化结构设计算法改进策略,以适用于问题模型和生产实际.在混合设计的逻辑层面实现全局-局部协同多维解耦,为集成AGV的柔性作业车间调度问题提供创新解决方案.

### 2.1 分层混合协同拓扑优化框架

分层混合协同拓扑优化框架通过多层级结构与跨层协同机制,将全局搜索、局部优化与子问题协同深度融合,其拓扑结构分为3层:全局优化层、局部优化层、协同进化层.

混合模型的拓扑框架基于分层协同设计,通过整合全局探索、局部优化与多维度协同机制,构建了一个高效解决柔性作业车间调度问题的三层次结构.该框架通过“全局-局部-协同”的闭环流程,兼顾解的质量、效率与稳定性,为多约束、高动态的柔性车间调度提供了系统化解决方案.

协同进化理论通过解耦复杂调度问题为工序序列、机器分配与AGV调度3个关联子问题,赋予各子问题独立进化能力,并基于全局适应度评估实现多维协同优化.子问题间通过周期性片段迁移机制共享优质解片段,以最小化最大完工时间为目标,动态调整协同系数引导优化方向.针对子目标冲突,采用惩罚函数与动态权重策略,优先优化当前生产瓶颈.该理论通过独立进化-全局协调的双重机制,在维持子问题自主性的同时保障多约束下调度方案的整体最优性,为复杂车间调度提供结构化求解框架.

### 2.2 算法设计

针对经典遗传算法迭代中种群多样性下降导致的进化停滞问题,本文提出变邻域搜索改进遗传算法问题,专门设计一种变邻域搜索改进遗传算法,融合遗传算子与变邻域搜索的局部增强策略,通过迭代优化实现资源高效调度.该算法采用工序序列、机器分配与AGV调度的3层编码机制,通过正交实验优化参数配置,实现解空间的高效表征.初始化种群

后,融合轮盘赌选择与精英保留策略平衡种群多样性与优质基因传承;交叉操作集成均匀交叉、两点交叉和尾巴交叉算子以增强全局搜索能力,变异操作通过两点互换与随机变异实现工序调整及资源重分配.核心创新在于引入三级变邻域搜索: NS1 优化工序序列的关键路径重组, NS2 重构机器分配方案, NS3 改进 AGV 运输调度,形成“全局进化-局部深耕”的双层优化机制.该流程有效破解了柔性作业车间中工序-机器-AGV 的多维强耦合调度难题,为智能制造系统提供高效决策支持.

### 2.2.1 编码和解码

编码方式对 GAIVNS 的解空间与求解效率影响显著.针对本文 FJSP-AGV 问题特点,采用三层整数编码构建可行解,染色体长度为算例工序总数.

解码需要进一步确定各个工序、各工序对应的加工机器以及 AGV 的分配,需要对机器、工序、AGV 的数据结构进行初始化,通过遍历工序仿真 AGV 和机器加工过程,更新对应的数据时间表反映实时生产调度状况,随后清理初始化数据,保证数据准确有效,再计算最大完工时间和 AGV 总行驶距离作为关键性能指标,评价调度方案优劣,最后输出所有相关结果,为后续分析和决策提供依据.

### 2.2.2 交叉算子和变异算子

交叉算子作为 GAIVNS 中重组父代染色体基因的关键操作,是丰富种群多样性、拓展解空间的重要进化方式,其机制优劣直接影响算法效率.本文针对 OS、MS 和 AS 三类序列分别设计了差异化交叉策略:在 OS 层采用奇偶分类方式,通过组合其中一个父代的奇数位工件编码与另一个父代的偶数位编码以生成子代,实现工序顺序的有效重组;MS 层则借助随机二进制序列作为掩码,以均匀交叉机制融合双亲的机器分配信息,精确控制基因传递来源;AS 层采用随机点交叉策略,通过交换父代尾部 AGV 分配基因片段,增强子代在复杂场景中的调度适应性.

通过变异增加种群的多样性,避免算法陷入局部最优,本文针对 OS 序列、MS 序列和 AS 序列设计不同的变异算子:

1) OS 序列变异策略.对于工件码层,两点交换变异通过随机交换两个不同位置的工件码,改变工件的加工顺序,从而产生新的调度方案,为算法提供更多探索解空间的可能性.

2) MS 序列、AS 序列变异策略.随机替换一个位置的 MS、AS 基因,是为了尝试不同的机器、AGV 分配方案,使算法能够探索不同机器组合下的调度性能,通过这种变异方式,可以跳出当前的局部最优

解,寻找更优的机器、AGV 选择.

### 2.2.3 变邻域局部搜索优化

为获取更优调度解,本文针对工序、机器、AGV 设计 3 类邻域搜索策略,具体如下:工序序列策略(NS1)通过定位关键路径和机器空闲时段,调整工序顺序并执行前插操作,以优化工序衔接效率;机器序列策略(NS2)对关键路径上的工序尝试重新分配至其他可用机器,评估适应度并择优更新解,以实现机器资源的更优配置;AGV 序列策略(NS3)通过调换非关键路径上的 AGV 并前移运输任务,使物料提前送达.结合 NS1 或 NS2 策略前移相应工序块,在维持生产节拍的前提下,通过物流路径置换提升整体效率.

## 3 实验验证与分析

### 3.1 参数选择

本文采用 Minitab 软件优化 GAIVNS 算法参数,具体设置如下:迭代次数  $N_t \in \{100, 300, 500\}$ ,子种群大小  $N_p \in \{40, 60, 80\}$ ,交叉概率  $P_c \in \{0.6, 0.7, 0.8\}$ (选择概率  $P_s = 1 - P_c$ ),变异概率  $P_m \in [0.1, 0.2]$ 以平衡种群多样性与解稳定性.正交实验设计中,如表 2 所示,以因子 A( $N_t$ )、B( $N_p$ )、C( $P_c$ )为三因子各设 3 组水平,对算例 MK01 进行 9 组水平组合实验,记录最小化最大完工时间均值 Mean.

表2 MK01 不同组合参数的均值

实验	$N_t$	$N_p$	$P_c$	Mean
1	100(水平1)	40(水平1)	0.6(水平1)	120.0
2	100(水平1)	60(水平2)	0.7(水平2)	106.0
3	100(水平1)	80(水平3)	0.8(水平3)	114.0
4	300(水平2)	40(水平1)	0.7(水平2)	100.0
5	300(水平2)	60(水平2)	0.8(水平3)	117.0
6	300(水平2)	80(水平3)	0.6(水平1)	82.0
7	500(水平3)	40(水平1)	0.8(水平3)	113.0
8	500(水平3)	60(水平2)	0.6(水平1)	94.0
9	500(水平3)	80(水平3)	0.7(水平2)	94.0

### 3.2 GAIVNS 算法的性能分析与比较研究

通过图 1 分析可知,通过实验得到 3 个参数的最佳水平组合,各水平下为达到目标函数值最小化,因子 A 在水平 2、因子 B 在水平 3、因子 C 在水平 2 的情况下均值达到最小,因此,最佳参数为  $N_t = 300$ ,  $N_p = 80$ ,  $P_c = 0.7$ .

为验证变邻域优化策略对遗传算法的改进效果,本文以 MK01-10 为基准,对比 GAIVNS 与传统遗传算法的性能.各算例 AGV 数量统一设为 3.其

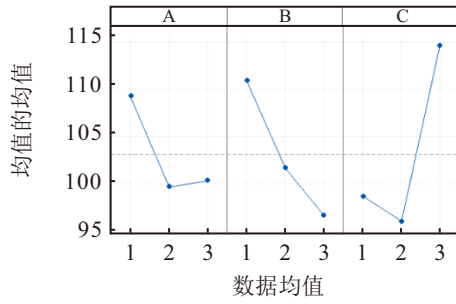


图1 正交实验趋势图

中: GAIVNS 为引入变邻域局部搜索的改进算法, GA 为未优化的传统算法. 通过 10 次重复实验记录最佳值 (Best) 和平均值 (Mean), 并采用相对百分比增加量 (RPI) 作为比较指标, MeanRPI 为所有情况下 RPI 的平均值, 具体计算如下:

$$RPI = \frac{C - C_{best}}{C_{best}} \times 100\% \quad (20)$$

其中:  $C$  为当前算法的结果,  $C_{best}$  为所有比较算法中的最佳  $C$ .

由表 3 的对比结果可见, GAIVNS 的 Best 值表现均优于或等于传统 GA ( $RPI = 0$ ), Mean 值在 9 个实例中更优, 且其平均 RPI (1%) 远低于 GA 的 Best 值 (9%) 和 Mean 值 (12%).

表3 GAIVNS 与 GA 对比实验

算例	GAIVNS		GA	
	Best	Mean	Best	Mean
MK01	<b>82.0</b>	<b>85.0</b>	84.0	85.2
MK02	<b>79.0</b>	<b>82.0</b>	89.0	91.0
MK03	<b>327.0</b>	350.0	327.0	331.3
MK04	<b>154.0</b>	<b>155.8</b>	169.0	171.4
MK05	<b>219.0</b>	<b>234.0</b>	290.0	292.2
MK06	<b>301.0</b>	<b>304.3</b>	301.5	306.0
MK07	<b>220.0</b>	<b>242.0</b>	263.0	265.5
MK08	<b>672.0</b>	<b>675.0</b>	722.0	726.1
MK09	<b>587.0</b>	<b>601.0</b>	626.0	627.6
MK10	<b>541.0</b>	<b>564.4</b>	564.0	573.7
MeanRPI/%	0	1	9	12

变邻域局部搜索优化策略通过强化局部搜索能力, 有效提升了种群整体性能, 表明引入该策略的 GAIVNS 算法性能显著优于传统 GA, 验证了优化策略的有效性.

同时, 本文将通过与其他现有文献的实验结果进行对比, 以验证 GAIVNS 具有多算例应用上的高效性. 通过复现相关文献的算法, 在两个数据集上进行对比实验. 将 GAIVNS 与 IGA<sup>[20]</sup>、LAHC<sup>[19]</sup> 算法进行对比, 参数设置参考原文, 并在相同平台下由作

者独立编程实现, 以保证实验公平性与结果可比性.

## 4 案例应用

### 4.1 案例说明

本文案例表述为 10 个作业、6 台机床且 AGV 数量不确定的 FJSP-AGV 问题, 其 AGV 运输采用共享分布式决策控制系统. 表 4 ~ 表 6 分别提供了 AGV 空载运输时间、负载运输时间及各工件工序的加工信息. LU 代表 AGV 与工件的暂存区, 且初始时刻所有 AGV 均可用、所有工件均位于 LU.

表4 AGV 在装载区与机器之间空载的行驶时间

	LU	$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$	$M_6$
LU	0	2	4	5.5	7	8	11
$M_1$	11	0	3	4.5	6	7	10
$M_2$	11	12	0	2.5	4	7	10
$M_3$	9.5	10.5	4.5	0	2.5	5.5	8.5
$M_4$	11	12	6	4.5	0	4	7
$M_5$	8	9	11	9.5	11	0	4
$M_6$	7	8	10	8.5	10	11	0

表5 AGV 在装载区与机器之间负载的行驶时间

	LU	$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$	$M_6$
LU	0	3	6	6	7	9	11
$M_1$	12	0	5	5	7	8	10
$M_2$	12	14	0	3	4	7	10
$M_3$	10	12	5	0	3	6	9
$M_4$	11	13	6	5	0	5	7
$M_5$	9	9	11	10	12	0	4
$M_6$	7	8	11	9	10	11	0

### 4.2 案例应用的算法对比

为确定最佳调度模型, 对比 GAIVNS、LAHC<sup>[19]</sup> 与 IGA<sup>[20]</sup> 算法在案例中的应用效果. 各算法进行 10 次独立实验记录目标函数值, 并基于 MeanRPI 值优选模型. 实验参数参照前文设置, AGV 数量固定为案例原计划的 3 台.

表 7 是每个算法 10 次独立实验的目标值最小化最大完工时间, 可以看出, GAIVNS 在 8 次实验中都达到了最优解. 通过 MeanRPI 值可以看出: IGA 的偏差 47.7%, 距离最佳性能还有很大的改进空间; LAHC 偏差率为 2.9%, 接近最优解; 而本文提出的 GAIVNS 以 0.7% 的 MeanRPI 值实现最佳性能. 虽然 LAHC 在第 2 次、第 7 次实验中获最优解, 但仍需要综合评估算法效率.

图 2 显示, IGA 进化过程中目标值始终高于 GAIVNS 与 LAHC, 表现不佳. 前期 LAHC 性能优

表6 总装线加工时间表

工件	工序	加工时间单位					
		$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$	$M_6$
仪表总成	$O_{11}$	—	5	—	6	4	6
	$O_{12}$	3	—	—	2	4	5
	$O_{13}$	6	—	—	7	5	—
座椅安装	$O_{21}$	—	2	6	5	5	5
	$O_{22}$	2	7	—	7	—	7
车门内饰	$O_{31}$	—	—	6	6	3	5
	$O_{32}$	4	7	6	7	—	—
	$O_{33}$	6	5	5	4	6	6
动力系统	$O_{41}$	7	—	7	5	4	5
	$O_{42}$	—	6	5	—	7	—
悬挂系统	$O_{51}$	5	—	6	5	8	3
	$O_{52}$	—	3	5	7	6	2
	$O_{53}$	4	—	4	—	6	—
	$O_{54}$	6	3	—	—	6	—
制动系统	$O_{61}$	4	—	3	—	5	—
	$O_{62}$	—	4	—	5	6	6
	$O_{63}$	—	—	4	—	6	—
电气布线	$O_{71}$	5	—	3	—	6	—
	$O_{72}$	3	—	—	6	6	5
	$O_{73}$	—	6	5	—	6	—
外饰安装	$O_{81}$	5	—	—	3	5	3
	$O_{82}$	—	3	5	2	5	2
	$O_{83}$	4	—	4	—	6	—
	$O_{84}$	6	3	—	—	6	—
整车合装	$O_{91}$	4	—	5	—	—	—
	$O_{92}$	—	4	—	5	6	6
	$O_{93}$	—	—	4	—	—	—
	$O_{94}$	5	—	3	—	—	—
测试	$O_{101}$	3	—	—	2	6	4
	$O_{102}$	—	4	5	—	—	—
	$O_{103}$	—	5	—	3	6	5

表7 案例应用的算法对比结果

实验	IGA	LAHC	GATIVNS
1	112.0	80.0	<b>76.0</b>
2	112.0	<b>75.0</b>	77.0
3	112.0	78.0	<b>77.0</b>
4	110.0	78.0	<b>77.0</b>
5	113.0	79.0	<b>74.0</b>
6	113.0	78.0	<b>75.0</b>
7	111.0	<b>73.0</b>	76.0
8	110.0	78.0	<b>77.0</b>
9	110.0	78.0	<b>73.0</b>
10	110.0	80.0	<b>77.0</b>
MeanRPI / %	47.7	2.9	0.7

于 GATIVNS, 但约 120 代后陷入停滞; GATIVNS 在进化后期持续优化, 有效规避局部最优, 综合性能最佳, 表明其在目标优化与种群进化中优势显著.

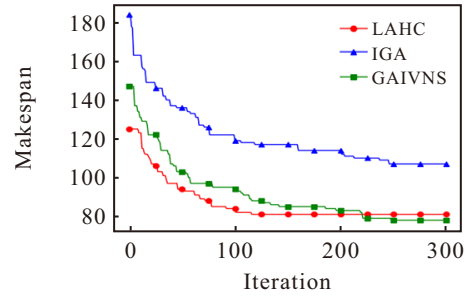


图2 算法对比迭代图

### 4.3 针对 AGV 数量的调度方案灵敏度分析

为系统评估 AGV 数量对调度性能的影响, 本文对比了不同配置下的调度方案. 如图 3 所示, 当 AGV 数量为 2 时, 虽能形成可行方案 (如 AGV<sub>1</sub> 运输  $J_{10}$  至  $M_4$  后返运  $J_4$  至  $M_3$ ), 完工时间为 117.5, 但资源不足导致设备闲置与工序调度空间受限, 造成完工时间延长和目标函数恶化. 增加 AGV 至 4 台后, 物流能力显著提升, AGV<sub>3</sub> 可高效完成  $J_9$  从  $M_3$  至  $M_6$  的运输链, 完工时间缩短至 70, 较 2 台方案减少 47.5, 关键路径排产更为紧凑, 设备与 AGV 利用率得到有效平衡. 进一步增加 AGV 至 5 台, AGV<sub>4</sub> 执行  $J_4$  至  $M_3$  及  $J_6$  至  $M_1$  的运输任务, 完工时间降至 59. 实验表明, 随着 AGV 数量增加, 完工时间显著缩短, 但同时也面临经济性指标非线性衰减与性能改善边际效益递减的双重问题. 因此, 需量化分析 AGV 边际效益与算法鲁棒性的耦合关系, 以确定兼顾效率与经济性的最优资源配置方案.

不同 AGV 数量调度实验表明, AGV 数量与目标优化呈正相关, 但超生产单元设备容量阈值会引发资源冗余, 需通过仿真确定最优配置区间. 图 4 箱线图显示, AGV\_Num2 与 Num3 存在显著异常值, Num4 与 Num5 稳定性显著提升; 尽管 Num5 理论完工时间最优, 但数据离散度大, Num4 指标更稳定集中. 因此, 兼顾边际效益与稳定性, 适度增加 AGV 数量至 4 或 5 台对优化生产计划与降本具有实践价值.

### 4.4 研究局限性及未来工作展望

本文构建的 FJSP-AGV 模型及 GATIVNS 算法在解决静态资源协同调度问题上展现出显著的有效性. 然而, 为提升模型在复杂工业场景下的普适性与实用性, 需明确其当前局限性: 模型未纳入 AGV 电量限制、多 AGV 路径冲突与避让机制及动态任务插入等关键现实约束. 这些因素的缺失在一定程度上限制了模型在更动态、复杂制造环境中的直接适



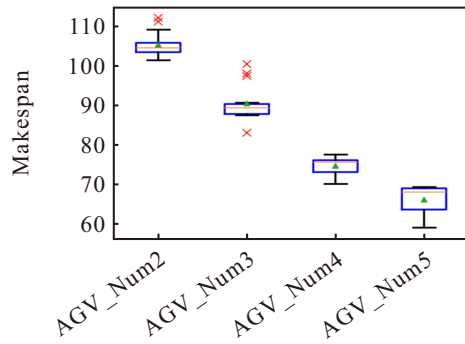


图4 算法稳健性箱线图

## 5 结论

本文探讨了 leAGV 与柔性作业车间的协同调度问题, 涵盖建模、算法与验证. 通过构建考虑物流约束的 MILP 模型, 分析了 AGV 与加工设备的动态耦合机制. 设计 GAIIVNS 算法, 采用 3 层编码与关键路径引导的变邻域搜索, 以提升全局与局部搜索能力. 基于标准算例的测试表明, GAIIVNS 性能优于主流算法, 在多项基准中改进了已知最优解. 结合企业实例验证了模型与算法的实用性, 并评估了不同 AGV 配置下的算法稳健性.

核心创新体现为: 理论层面构建了工序-机器-AGV 协同的分布式共享调度模型, 突破了传统“机-工”二元调度范式; 模型层面构建了融合生产排程、资源分配与 AGV 物流的三维决策 MILP 体系; 算法层面设计了基于分层混合拓扑与 GAIIVNS, 有效平衡了全局探索与局部开发能力; 应用层面在案例研究中不仅验证了方案的工程价值, 揭示了 AGV 资源配置的边际效益递减规律, 并确定 4 台 AGV 为当前场景下稳定性最优配置阈值, 为企业资源优化决策提供了量化依据.

然而, 面向更复杂的工业场景, 研究有待深化: 模型构建方面, 未来研究将系统开展参数敏感性实验, 验证 GAIIVNS 在不同参数组合与算例规模下的稳定性与鲁棒性, 并探索融合能耗、产线平衡率等多维目标的全要素优化模型; 算法优化方面, 需在更广泛算例集上验证 GAIIVNS 优越性, 并融合数据科学方法增强其自适应性与效率; 工业应用方面, 应结合数字孪生技术<sup>[21]</sup> 构建全流程数字化决策平台, 推动智能调度向智慧决策跃迁.

## 参考文献 (References)

[1] Wu Y T, Wang L, Li R, et al. A reinforcement learning-driven adaptive decomposition algorithm for multi-objective hybrid seru system scheduling considering worker transfer[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 88: 101602.

[2] Wu Y T, Wang L, Li R, et al. A learning-based dual-

population optimization algorithm for hybrid seru system scheduling with assembly[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 94: 101901.

- [3] 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 option[J]. *control and decision making*, 2025, 40(9): 2807-2816.)
- [4] 靳思远, 彭程, 王薇, 等. 基于向量映射代理模型的分布式柔性作业车间调度算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1561-1570.  
(Jin S Y, Peng C, Wang W, et al. Distributed flexible job shop scheduling algorithm based on vector mapping agent model[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(5): 1561-1570.)
- [5] Zhu N N, Zhao F Q, Yu Y, et al. A hierarchical reinforcement learning-aware hyper-heuristic algorithm with fitness landscape analysis[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 90: 101669.
- [6] 王艳红, 付威通, 张俊, 等. 基于改进近端策略优化算法的柔性作业车间调度[J]. *控制与决策*, 2025, 40(6): 1883-1891.  
(Wang Y H, Fu W T, Zhang J, et al. Flexible job shop scheduling based on improved near end strategy optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(6): 1883-1891.)
- [7] 林国义, 郭慧妍, 冷杰武, 等. 数字孪生在工业工程领域应用的热点和趋势分析[J]. *工业工程*, 2024, 27(6): 13-25.  
(Lin G Y, Guo H Y, Leng J W, et al. Hotspots and trend analysis of digital twin applications in the field of industrial engineering[J]. *Industrial Engineering*, 2024, 27(6): 13-25.)
- [8] 丁云明, 陈荔, 张昕瑞. 基于深度强化学习的柔性作业车间调度问题[J]. *控制工程*, 2024, 31(7): 1185-1194.  
(Ding Y M, Chen L, Zhang X R. Flexible job shop scheduling problem based on deep reinforcement learning[J]. *Control Engineering*, 2024, 31(7): 1185-1194.)
- [9] Luo Q, Deng Q W, Xie G H, et al. A Pareto-based two-stage evolutionary algorithm for flexible job shop scheduling problem with worker cooperation flexibility[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 82: 102534.
- [10] 王建华, 吴传宇, 许莉萍. 多因素柔性作业车间绿色调度的改进进化算法[J]. *计算机应用*, 2025, 45(6): 1954-1962.  
(Wang J H, Wu C Y, Xu L P. Improved evolutionary algorithm for green scheduling of multi factor flexible job shop[J]. *Computer Applications*, 2025, 45(6): 1954-1962.)
- [11] 王玉芳, 华晓麟, 章殿清, 等. 基于混合 Jaya 算法的多时间约束柔性作业车间节能调度[J]. *控制工程*, 2025, 32(6): 1074-1085.

- (Wang Y F, Hua X L, Zhang D Q, et al. Energy saving scheduling of flexible job shop with multiple time constraints based on hybrid Jaya algorithm[J]. *Control Engineering*, 2025, 32(6): 1074-1085.)
- [12] Fan J X, Shen W M, Gao L, et al. A hybrid Jaya algorithm for solving flexible job shop scheduling problem considering multiple critical paths[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 60: 298-311.
- [13] 李晓辉, 资湖海, 徐珂鑫, 等. 带有充电约束的多AGV柔性作业车间调度[J]. *计算机工程*, 2025, 51(4): 314-326.  
(Li X H, Zi H H, Xu K X, et al. Multi AGV flexible job shop scheduling with charging constraints[J]. *Computer Engineering*, 2025, 51(4): 314-326.)
- [14] Yao Y J, Li X Y, Gao L. A DQN-based memetic algorithm for energy-efficient job shop scheduling problem with integrated limited AGVs[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 87: 101544.
- [15] Gao Q F, Gu F, Li L L, et al. A framework of cloud-edge collaborated digital twin for flexible job shop scheduling with conflict-free routing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 86: 102672.
- [16] 王凌, 李瑞, 陈靖方. 面向人机协同能效车间调度的群智能优化算法[J]. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54(9): 1676-1692.  
(Wang L, Li R, Chen J F. A swarm intelligence optimization algorithm for human-machine collaborative energy efficiency workshop scheduling[J]. *Chinese Science: Technical Science*, 2024, 54(9): 1676-1692.)
- [17] 唐浩, 黎向锋, 金玉超, 等. 考虑运输时间的多目标模糊柔性作业车间节能调度研究[J]. *数学的实践与认识*, 2023, 53(6): 120-132.  
(Tang H, Li X F, Jin Y C, et al. Research on multi-objective fuzzy flexible job shop energy-saving scheduling considering transportation time[J]. *Mathematical Practice and Understanding*, 2023, 53(6): 120-132.)
- [18] Yao Y J, Liu Q H, Li X Y, et al. A novel MILP model for job shop scheduling problem with mobile robots[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 81: 102506.
- [19] Homayouni S M, Fontes D B M M. Production and transport scheduling in flexible job shop manufacturing systems[J]. *Journal of Global Optimization*, 2021, 79(2): 463-502.
- [20] Meng L L, Cheng W Y, Zhang B, et al. An improved genetic algorithm for solving the multi-AGV flexible job shop scheduling problem[J]. *Sensors*, 2023, 23(8): 3815.
- [21] Lin G Y, Guo H Y, Leng J W, et al. Hotspot and trend analysis of digital twin application in industrial engineering[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2024, 27(6): 13-25.

#### 作者简介

林国义 (1984-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能制造、人工智能, E-mail: [kylink1008@hotmail.com](mailto:kylink1008@hotmail.com);

黄千禧 (2000-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能优化算法、车间调度, E-mail: [429160353@qq.com](mailto:429160353@qq.com);

谢帅 (2001-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能优化算法, E-mail: [m15938288467@163.com](mailto:m15938288467@163.com);

高开周 (1983-), 男, 副教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化与调度、复杂系统优化模型, E-mail: [kzgao@must.edu.mo](mailto:kzgao@must.edu.mo).