考虑换电约束的柔性作业车间 AGV 与机器集成调度问题研究

吴 斌†，张汉文，陈仁胜

(1. 南京工业大学 经济与管理学院，南京 211816；2. 华中科技大学 管理学院，武汉 430074)

摘 要: 随着制造业向绿色化与智能化深度转型, AGV 在柔性作业车间中的应用日益广泛, 考虑 AGV 与机器的集成调度已成为研究热点. 然而, 现有研究多忽略实际生产中因电池更换 (换电) 引发的设备闲置与资源竞争问题. 为此, 本文研究有限电池资源下机器与 AGV 的集成调度问题. 以最小化最大完工时间与系统总能耗为目标, 构建融合 AGV 与机器的绿色集成调度模型. 针对换电站内备用电池数量有限所导致的资源竞争与排队死锁难题, 提出一种基于状态感知的动态换电与排队协同调度策略. 在算法求解方面, 对非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 进行改进: 设计适配该问题的三段式编码方案, 引入 Tent 混沌映射以生成高质量初始种群, 并嵌入自适应大邻域搜索机制以增强局部寻优能力. 最后, 通过仿真实验验证了所提改进策略的有效性, 结果表明改进算法是求解该问题的一种高效方法.

关键词: 柔性作业车间；自动导引车 (AGV)；换电模式；改进 NSGA-II 算法；自适应大邻域搜索算法

中图分类号: TP18；TP23 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0691

引用格式: 吴斌, 张汉文, 陈仁胜. 考虑换电约束的柔性作业车间 AGV 与机器集成调度问题研究 [J]. 控制与决策, xxxx, x(x): xxxx-xxxx.

Integrated machine and AGV scheduling in flexible job shops with battery swapping constraints

WU Bin†，*ZHANG Hanwen*，*CHEN Ren-sheng*

(1. School of Economics and Management，Nanjing Tech University，Nanjing 211816，China；2. School of Management，Huazhong University of Science and Technology，Wuhan 430074)

Abstract: With the deep transformation of manufacturing toward green and intelligent production, automated guided vehicles (AGVs) are increasingly used in flexible job shops, and the integrated scheduling of AGVs and machines has become a research hotspot. However, existing studies largely ignore equipment idle time and resource contention caused by battery replacement (swapping) in actual production. To this end, this paper investigates the integrated scheduling problem of machines and AGVs under limited battery resources. A green integrated scheduling model is constructed with the objectives of minimizing makespan and total system energy consumption. To address the resource contention and queueing deadlock arising from the limited number of spare batteries in battery swapping stations, a state-aware dynamic battery swapping and queueing collaborative scheduling strategy is proposed. For the solution algorithm, the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) is improved by designing a three-segment encoding scheme tailored to the problem, introducing a Tent chaotic map to generate a high-quality initial population, and embedding an adaptive large neighborhood search mechanism to enhance local search capability. Finally, simulation experiments validate the effectiveness of the proposed improvement strategies, and the results show that the improved algorithm is an efficient method for solving this problem.

Keywords: flexible job shop；AGV；battery swapping mode；improved NSGA-II algorithm；adaptive large neighborhood search

0 引 言

随着我国"制造强国"战略与"双碳"目标的深入推进, 我国制造业正加速向绿色化与智能化深度融合的方向发展[1]. 作为智能制造的核心载体, 柔性制造车间在提升生产柔性的同时, 也面临着机器加工与运输高度耦合的挑战[2-3]. 在此背景下, 单纯依靠硬

收稿日期: 2026-07-11；**录用日期:** 2026-09-17.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2022YFB3805201); 苏州市关键核心技术"揭榜挂帅"项目 (SYG2024014).

责任编委: 李新宇.

†通信作者. E-mail: wubin@njtech.edu.cn.

件升级已难以满足精益化能效管理的需求. 为此, 部分学者开始探索将机器加工与 AGV 物流运输视为统一整体的"绿色集成调度"[4-5]. 在这一协同机制中, AGV 已成为与加工机器同等重要的核心生产资源. 通过机器分配与 AGV 路径规划的时空协同, 实现效率与能耗的深度平衡, 是当前绿色制造研究的重点[6]. 然而, 随着研究的深入, AGV 的能源补给环节正逐渐成为制约系统整体效率的新瓶颈[7].

当前柔性制造车间普遍采用的固定充电模式的 AGV, 存在耗时长、长时间脱机等问题[8-9], 严重削弱了系统的生产柔性[10-11]. 为破解这一补能困境, "即换即走"的换电模式 (Battery Swapping) 作为一种极具潜力的新型高效补能方案, 逐渐进入学者们的视野. 近期研究已初步证实, 换电模式能够极大地压缩 AGV 补能等待时间, 并显著提升物流系统的整体周转效率与鲁棒性[12-13]. Yang 等[14] 在自动化物流调度场景下验证了换电模式能显著降低车辆等待时间与系统总能耗; Zhen 等[15] 针对高负载物流场景提出了充电换电混合补能机制; Li 等[16] 提出了一个两阶段随机规划模型, 证明了在任务到达时间不确定的情况下, 将换电策略前置到调度规划中, 能够大幅度提升复杂物流系统应对突发任务的鲁棒性. 这些研究充分证实了换电模式 AGV 在提升物流周转效率方面的巨大潜力.

然而, 聚焦于多品种、小批量的柔性作业车间调度领域, 现有的机器与 AGV 集成调度研究都受限于传统的充电假设, 关于换电 AGV 集成调度的研究仍处于空白状态[17-18]. 更重要的是, 现有的研究尚未考虑换电站电池数量对实际生产调度的影响. 在实际的柔性制造环境中, 电池组不仅购置成本高昂, 且亏电电池在换电站内的重新充电周转需要耗费大量时间. 正如 Xing 等[19] 在最新研究中指出的, 以往模型往往忽略了换电站的容量限制. 在实际物理环境中, 这种容量限制意味着当多台 AGV 密集发起换电请求时, 有限的满电电池储备无法满足所有并行需求, 进而必然引发严重的资源竞争与排队等待现象. 针对上述问题, 本文在绿色集成调度的基础上, 引入了有限电池资源约束, 并提出了一种基于状态感知的动态换电协同调度策略, 以应对换电排队引发的复杂时序冲突.

柔性制造车间中机器和 AGV 的集成调度是复杂的 NP-hard 问题, 智能优化算法是目前主流求解方法[20-22], 其中 NSGA-II 因其优秀的全局搜索能力, 在多目标优化领域得到广泛应用. Lu 等[23] 考虑多趟 AGV 约束的可变速作业车间调度问题, 提出了一种多目标进化算法, 通过联合优化机器加工速度与 AGV 多行程运输任务, 有效实现了生产效率与系统总能耗的综合平衡. Li 等[24] 探讨了 AGV 电池退化状态与换电时机的强耦合强约束关系, 建立了机器任务与换电集成的多目标调度模型, 大幅提升了求解效率与解的质量. Zhen 等[25] 对 AGV 的联合充换电行为进行动态建模, 通过改进多目标演化算法, 有效缓解了由能源补给引发的物流链条阶段性拥堵. Chen 等[26] 研究提出基于强化学习的两阶段 NSGA-II 算法, 结合事件驱动重调度与 Q-learning 局部搜索, 有效应对设备故障扰动.

综上所述, 尽管现有的多目标算法已取得丰硕成果. 然而, 当调度模型中引入"有限电池数量"约束后, 由此引发的时序中断与排队等待将导致解空间的复杂性急剧增加, 传统算法极易陷入局部最优. 鉴于此, 本文以最小化最大完工时间和总能耗为目标, 构建一种考虑换电约束的柔性作业车间 AGV 换电与机器集成调度 (Integrated Machine and AGV Scheduling in Flexible Job Shops with Battery Swapping Constraints, IMAS-BS) 模型. 在优化算法方面, 以 NSGA-II 算法为主框架, 设计了适配该问题的三段式编码方式; 提出融合 Tent 混沌映射方法生成高质量初始种群; 并引入自适应大邻域搜索机制改进局部搜索能力. 最后, 通过仿真实验验证了所提模型与改进算法在受限资源环境下的优越性能.

1 问题描述

柔性制造车间配置 M 台机器、K 台 AGV 和 N 个待加工工件. 工件 i 包含 O_i 道工序, 每道工序可在其候选机器集合中选择一台进行加工; 相邻工序之间的工件转运由有限数量 AGV 完成. 调度初始时, 工件与 AGV 位于装载区; 在加工过程中, 需要为每次"运输任务"选择一台 AGV, 将工件从当前地点 (装载区或上一工序机器) 运输至下一道工序所选机器并完成加工; 当工件全部工序加工完成后, 由 AGV 将其运送至卸载区. 在此过程中, AGV 运输过程包含负载行驶 (携带工件的转运) 与空载行驶 (不携带工件的移动与调度) 两种状态; 机器包含待机与加工两种状态, 不同状态下的能耗存在差异. 特别地, 本文考虑换电站备用电池数量有限的现实约束: 当 AGV 电量低于阈值时, 需前往换电站进行换电, 换下的亏电电池需经过充电后方可再次投入使用; 若所有备用电池均处于充电状态, 则 AGV 需排队等待直至有电池可用. 本文通过优化机器选择、工序排序以及 AGV 指派等组合决策, 在严格遵守有限电池资

源约束的前提下, 实现最大完工时间与系统总能耗的双目标协同优化.

1.1 条件假设

1) 所有 AGV 与工件的初始位置均为装载区, 充电站与卸载区处于同一位置.

2) AGV 在空/负载状态下 AGV 负载能耗高于空载能耗, 不考虑 AGV 等待时的能耗.

3) AGV 的最低电量阈值能够满足 AGV 以最高能耗完成一个最远距离任务并前往换电站.

4) 换电站设有单工位及有限电池; AGV 换电须同时满足"工位空闲"与"满电电池可用"两项条件, 否则按先到先服务原则排队等待.

5) 不考虑机器故障、路径冲突等问题, 忽略工件的装卸载时间.

6) 系统总能耗仅统计生产执行阶段的直接能耗; 换电站充电电耗及传统充电桩电耗均不纳入统计.

1.2 符号变量说明

模型中所使用的符号变量及其含义说明如下表所示.

符号	含义说明
n	系统待加工的工件总数
m	机器索引, $m \in \{1,2,\ldots,M\}$
i,i'	工件索引, $i,i' \in \{1,2,\ldots,n\}$
K	车间内配置的AGV总数
O_i	工件i包含的总工序数量
k	AGV索引, $k \in \{1,2,\ldots,K\}$
j,j'	工序索引($O_{i,j}$为第j道)
R	AGV可选的行驶速度档位总数
M	柔性车间内的加工机器总数
r	速度档位索引, $r \in \{1,2,\ldots,R\}$
$X_{i,j,m}$	若$O_{i,j}$在机器m上加工取1, 否则为0
$U_{i,j,k}$	若$j=O_i$, 且该工序由AGV_k运回装卸区取1, 否则为0
$Y_{i,j,k,r}$	若转运由AGV_k以档位r承担取1
$SW_{i,j,k}$	若AGV_k在执行前换电取1, 否则为0
$P_{i,j,m}$	$O_{i,j}$在机器m上的标准加工时间
$TA_{i,j,k}$	AGV_k到达卸货点(目的机器)的时刻
$ST_{i,j}$	工序$O_{i,j}$实际开始加工时间
$TL_{i,j,k}$	AGV_k离开前往下一接货点的时刻
$CT_{i,j}$	工序$O_{i,j}$实际加工完成时间
T^k_{arrive}	AGV_k抵达换电站的时刻
CT_i	工件i最终完工并运回的时间
T^{next}_{charge}	下一块处于充电状态电池充满的时刻
MS_m	机器m完成所有任务的最大关机时间
T^k_{wait}	AGV_k因无满电电池的排队等待时间
T_{swap}	AGV进行电池更换物理操作固定耗时
PM^w_m	机器m处于加工状态时的运行功率
$L^{load}_{i,j,k}$	AGV_k执行任务时的负载行驶距离
PM^i_m	机器m处于待机状态时的待机功率
$L^{empty}_{i,j,k}$	AGV_k前往接取工件时的空载行驶距离
PA^{load}_r	AGV在档位r负载行驶时的能耗功率
L^{unload}_i	工件i运回装卸载区的总行驶距离
PA^{empty}_r	AGV在档位r空载行驶时的能耗功率
$L^{to_swap}_k$	AGV_k前往换电站的空载距离
$L^{from_swap}_k$	AGV_k换电后前往接货点的空载距离
Cap_{safe}	AGV允许运行最低安全电量阈值
$Cap^{current}_k$	AGV_k接收新任务判定时的剩余电量
$B_{available}(t)$	时刻t换电站内满电备用电池数量
E^{task}_k	AGV_k执行指派任务所需预计总能耗
$\delta(\cdot)$	指示函数: 条件成立取1, 否则取0
$N_{serve}(t)$	在t时刻换电工位上的服务状态(0表示空闲, 1表示被占用)
T^{next}_{free}	当前被占用的换电工位即将变为空闲的时刻

1.3 IMAS-BS 数学模型

$$F_1 = \min(C_{max}) = \min(\max_{1\leqslant i\leqslant n} CT_i), \tag{1}$$

$$F_2 = \min(TEC) = \min(E_M + E_A), \tag{2}$$

$$E_M = E_M^{work} + E_M^{idle}, \tag{3}$$

$$E_M^{work} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{O_i}\sum_{m=1}^{M} X_{i,j,m}\cdot P_{i,j,m}\cdot PM^w_m, \tag{4}$$

$$E_M^{idle} = \sum_{m=1}^{M} PM^i_m\cdot(MS_m - \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{O_i} X_{i,j,m}\cdot P_{i,j,m}), \tag{5}$$

$$E_A = E_A^{load} + E_A^{empty} + E_A^{swap}, \tag{6}$$

$$E_A^{load} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{O_i}\sum_{k=1}^{K}\sum_{r=1}^{R} Y_{i,j,k,r}\cdot \left(\frac{L^{load}_{i,j,k} + L^{unload}_i\cdot U_{i,j,k}}{v_r}\right)\cdot PA^{load}_r, \tag{7}$$

$$E_A^{empty} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{O_i}\sum_{k=1}^{K}\sum_{r=1}^{R} Y_{i,j,k,r}\cdot \left(\frac{L^{empty}_{i,j,k}}{v_r}\right)\cdot PA^{empty}_r, \tag{8}$$

$$E_A^{swap} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{O_i}\sum_{k=1}^{K}\sum_{r=1}^{R} Y_{i,j,k,r}\cdot \left(\frac{L^{to_swap}_k + L^{from_swap}_k}{v_r}\right)\cdot SW_{i,j,k}\cdot PA^{empty}_r, \tag{9}$$

$$\sum_{m\in M_{i,j}} X_{i,j,m}=1,\ \forall i\in\{1..n\}, j\in\{1..O_i\}, \tag{10}$$

$$\sum_{k=1}^{K}\sum_{r=1}^{R} Y_{i,j,k,r}=1,\ \forall i\in\{1..n\}, j\in\{1..O_i\}, \tag{11}$$

$$CT_{i,j}=ST_{i,j}+\sum_{m=1}^{M}(X_{i,j,m}\cdot P_{i,j,m}) \tag{12}$$

$$\begin{aligned}ST_{i,j}\geqslant CT_{i,j-1}+\sum_{k=1}^{K}\sum_{r=1}^{R}Y_{i,j,k,r}\cdot\\ [(\frac{L_{i,j,k}^{empty}+L_{i,j,k}^{load}}{v_r})+\\ SW_{i,j,k}\cdot(\frac{L_k^{to_swap}+L_k^{from_swap}}{v_r}+\\ T_{\text{wait}}^k+T_{\text{swap}}^k)],\ \forall j>1,\end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned}&(CT_{i,j}\leqslant ST_{i',j'})\vee(CT_{i',j'}\leqslant ST_{i,j}),\\ &\quad\text{if } X_{i,j,m}=X_{i',j',m}=1,\end{aligned} \tag{14}$$

$$\begin{aligned}&(TA_{i,j,k}\leqslant TL_{i',j',k})\vee(TA_{i',j',k}\leqslant TL_{i,j,k}),\\ &\quad\text{if } \sum_{r=1}^{R}Y_{i,j,k,r}=\sum_{r=1}^{R}Y_{i',j',k,r}=1,\end{aligned} \tag{15}$$

$$SW_{i,j,k}=\begin{cases}1,\ \text{if } Cap_k^{current}<E_k^{task}+Cap^{safe}\\ 0,\ \text{otherwise}\end{cases} \tag{16}$$

$$\begin{aligned}T_{\text{wait}}^k=\max(\max(0,T_{\text{charge}}^{\text{next}}-T_{\text{arrive}}^k)\cdot\\ \delta(B_{\text{available}}(t)=0),\max(0,T_{\text{free}}^{\text{next}}-T_{\text{arrive}}^k)\cdot\\ \delta(N_{\text{serve}}(t)=1)),\end{aligned} \tag{17}$$

$$\begin{aligned}&U_{i,j,k}=0,\ \forall i\in\{1..n\}, j\in\{1..O_i-1\},\\ &\quad k\in\{1..K\}.\end{aligned} \tag{18}$$

式 (1) 和式 (2) 为模型的双目标函数, 分别表示最小化最大完工时间与最小化系统总能耗. 式 (3) - (6) 分别计算机器的加工运行能耗与待机能耗. 式 (7) - (9) 对 AGV 物流能耗进行了拆解, 分别计算 AGV 的负载行驶能耗、常规空载行驶能耗, 以及因触发换电调度而产生的附加空载能耗. 式 (10) 为机器唯一性分配约束, 确保每道工序仅在候选机器集中选择一台进行加工. 式 (11) 为 AGV 及速度的唯一性指派约束, 即相邻工序间的物流转运仅由一台 AGV 以唯一速度档位完成. 式 (12) 定义了工序的实际完工时间. 式 (13) 为包含换电机制的工序开工时间顺延约束. 该约束将 AGV 运输时间拆解为常规必需物流时间与换电附加时间两部分. 式 (14) 和式 (15) 分别为机器与 AGV 的资源独占防冲突约束, 确保同一时刻同一资源最多仅能处理一项任务, 避免时间重叠. 式 (16) 定义了 AGV 换电触发机制: 当预判剩余电量不足以支撑当前指派任务能耗与安全阈值之和时, 强制触发换电. 式 (17) 量化了有限电池与单工位双重约束下的换电排队时延: 第一项为无满电电池时的补给等待; 第二项为工位被前序 AGV 占用时的队列等待. 基于单工位假设 $N_{serve}(t)\in\{0,1\}$, 该式实现了对换电资源竞争时延的精准量化. 式 (18) 将返程变量$U_{i,j,k}$的生效范围严格限制于工件i的最后一道工序, 其余工序恒为 0.

2 算法设计

柔性制造车间的集成调度问题涉及大量决策变量与复杂约束, 属于复杂的 NP-hard 问题. 带精英保留策略的快速非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 具有较强的全局搜索能力, 能够在合理时间内输出高质量的非支配解集, 是求解此类问题的经典方法. 然而, 常规 NSGA-II 算法也存在初始种群质量不可控、局部搜索能力薄弱且易陷入局部最优等固有缺陷. 为此, 本文提出基于 NSGA-II 的改进算法: 首先引入 Tent 混沌映射 (Tent Chaotic Map, TCM) 混合初始化策略以提升初始种群质量, 保证种群的多样性; 其次, 在进化过程中嵌入自适应大邻域搜索算法以强化局部寻优性能. 通过上述改进, 有效弥补了原算法的不足, 显著提升了其在复杂集成调度问题求解中的综合表现.

2.1 基于状态感知的 AGV 动态换电与排队策略

在实际运行中, 受限于换电站内备用电池数量的物理约束以及电池充电周期较长的客观属性, 多 AGV 并发换电时常引发资源竞争与排队等待, 进而制约了系统整体的运行效率. 针对这一客观存在的现实问题, 本文设计了一种基于状态感知的动态换电与排队策略, 旨在优化换电站资源分配, 解决多 AGV 换电请求下的排队决策难题.

(1) 任务级实时电量预判机制: 系统在为 AGV 分配任何一道工序的工件转运任务前, 均会进行实时的状态感知与能耗预判. 设定系统允许的最低安全电量阈值为Cap_{safe}. 当AGV_k接收到工序$O_{i,j}$的运输指令时, 系统将评估其当前剩余电量$Cap_k^{current}$. 若该电量足以覆盖"前往接货点的空载能耗、运送工件的负载能耗、安全阈值", 则 AGV 直接执行常规运输指令; 反之, 若预判电量不足, 系统将强行触发换电指令 ($SW_{i,j,k}=1$), AGV 必须在执行该任务前优先前往换电站进行电池更换.

(2) 资源受限下的换电排队机制: 考虑到车间成本与空间限制, 换电站内配置的备用电池数量是有

限的. 当 AGV 触发换电指令并抵达换电站时, 需检测站内当前可用的满电电池数量$B_{available}(t)$.

具体分为以下两类情形:

Sit(1): 若$B_{available}(t) > 0$, AGV 直接驶入换电工位, 经过固定的换电时间 (T_{swap}) 后, 换上满电电池并驶离, 亏电电池留站进行充电;

Sit(2): 若多台 AGV 密集发起换电请求, 导致站内备用电池全部处于充电状态 (即$B_{available}(t) = 0$), 后序抵达的 AGV 必须在站外排队等待. 此时将产生额外的排队等待时间 (T^{k}_{wait}), 该时间取决于换电站内下一块亏电电池完成充电的时刻 (T^{next}_{charge}).

(3) 时序与能耗的动态耦合: 引入上述动态换电与排队策略后, 调度系统的时序约束与能耗计算发生了显著变化. 在能耗维度, 触发换电的 AGV 将产生前往换电站与驶离换电站的额外空载行驶能耗; 在时间维度, 工序O_{ij}的实际开工时间 (ST_{ij}) 被迫顺延. 顺延的时间包含基础的物流耗时和换电绕行时间、物理换电时间 (T_{swap}) 以及因资源竞争引发的排队等待时间 (T^{k}_{wait}). 这种复杂的时空耦合关系大幅增加了调度解空间的非连续性, 要求后续的优化算法必须具备更强的全局时序协调能力.

对于多台 AGV 并发排队情形, 换电站内严格遵循先到先服务规则维护 AGV 等待队列与电池充电释放序列, 两者保持严格的一一映射关系. 即队列中排在第q位的 AGV 将同步等待第q块满电电池的释放时刻. 通过该队列同步机制, 原公式 (17) 中的T^{next}_{charge}将依据排队索引进行动态更新, 避免了多车同时抢占同一块电池的时序错误.

2.2　编码与解码

针对本文研究的柔性制造车间集成调度问题, 包含工序排序、机器选择与 AGV 指派三个子问题. 考虑 AGV 在电量不足时的动态换电与排队约束, 本文设计了三段式整数编码模式: 第一段为工序排序编码 (OS), 第二段为机器选择编码 (MS), 第三段为 AGV 指派编码 (AS), 染色体的总长度为这三段编码长度之和.

在编码结构中, 各段的具体含义如下:

(1) 第一段工序排序编码 (OS): 用于决定工件的加工顺序. OS 中的每个数字代表一个工件的编号, 其出现的次数对应该工件所包含的工序总数; 从左至右的出现次序则表示该工件对应工序的加工顺序. 例如, 在 OS 段中以浅蓝色标注的数字"2"连续出现三次, 分别表示工件 2 的第 1 道工序O_{21}、第 2 道工序O_{22}和第 3 道工序O_{23}.

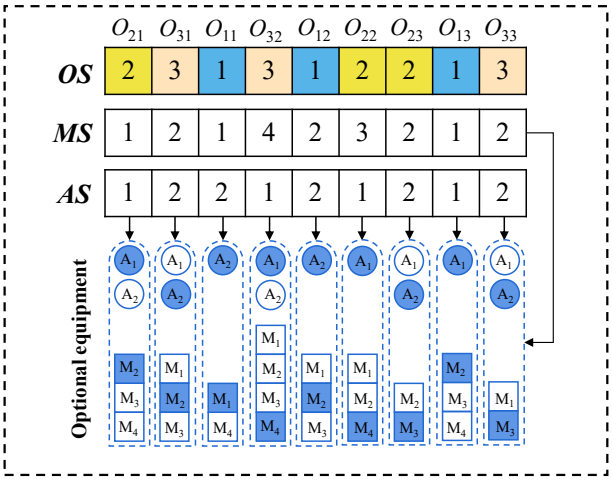


图 1　三段式编码

(2) 第二段机器选择编码 (MS): 用于为每道工序分配具体的加工机器. MS 中的第k个基因与 OS 中的第k个工序一一对应, 指示该工序分配到哪一台可加工机器上. 例如, O_{21}在 OS 中对应的第一个位置, 其下方 MS 的第一个值为 2, 表示工件 2 的第一道工序分配至机器 2 上加工.

(3) 第三段自动导引车指派编码 (AS): 用于确定每道工序的物流转运任务由哪台 AGV 执行. AS 中的每个数字代表一台具体的 AGV, AS 的第k个基因表示 OS 中第k个工序的物料搬运由指定的 AGV 完成. 例如, 若O_{21}在 AS 中对应的基因为 3, 则说明其从上一加工点到机器 2 的转运任务由 AGV 3 执行. 通过上述三段式编码, 整条染色体形成了一个完整的"工序-机器-AGV"协同任务序列.

染色体解码规则如下:

***Step* 1**　初始化系统参数及运行状态, 包括工件、机器、AGV 属性、距离矩阵及换电站备用电池列表;

***Step* 2**　依次自左向右遍历OS段, 结合MS段与AS段, 获取当前工序及其指派的加工机器与 AGV 索引;

***Step* 3**　评估指派 AGV 的电量状态. 若触发换电, 则检测换电站备用电池状态, 计算可能的排队等待时间, 并更新电池的下一次可用时刻;

***Step* 4**　确定当前工序的接货点. 计算 AGV(包含常规调度及触发换电绕行) 前往接货点的空载移动到达时间与能耗;

***Step* 5**　结合工序及 AGV 状态确定负载启运时刻, 计算 AGV 将工件运至目标加工机器的实际到达时刻及对应的负载能耗;

***Step* 6**　遍历指派机器的可用空闲时间窗, 将该工序插入最早可用位置, 更新机器的加工与待机能

耗, 并记录工序完工时刻;

***Step* 7** 若当前为工件的最后一道工序, 指派可用 AGV 将其运回卸载区, 并累加返程时间与能耗, 记录工件的最终完工时间;

***Step* 8** 检查编码中所有基因位是否均已遍历结束, 若未完成转至 ***Step* 2**, 否则终止并输出完整解码方案.

2.3 基于 Tent 混沌映射混合种群初始化策略

在 NSGA-II 算法中, 初始种群的质量对算法的收敛速度与优化性能具有关键影响. 若完全依赖随机方式生成初始个体, 容易导致个体在解空间中分布不均, 进而引发算法早熟、陷入局部最优或远离全局最优区域等问题.

为提升初始种群在解空间中的覆盖能力与分布均匀性, 本文引入 Tent 混沌映射 (TCM) 进行初始化. 混沌映射具有遍历性、初值敏感性与伪随机性等特征, 可有效避免传统随机初始化造成的局部聚集现象, 从而增强算法的全局搜索能力. 此外, 与传统方法对整条染色体采用统一的随机或贪婪策略不同, 本文依据 OS–MS–AS 三段式编码在调度问题中的不同功能, 为各段分别设计互补的初始化策略.

Tent 混沌映射的函数表达式为:

$$X_{n+1}=\begin{cases}\dfrac{x_n}{a},\ 0\leqslant x_n<a\\ \dfrac{1-x_n}{1-a},\ a\leqslant x_n\leqslant 1\end{cases}\tag{19}$$

当 a=0.5 时, Tent 混沌映射处于完全混沌状态, 其轨迹在 [0, 1] 区间内均匀分布, 具有良好的遍历性. 从而保证了初始种群均匀的分布在解空间以兼顾初始解的全局多样性与特定目标方向上的收敛性.

映射规则为:

(1) OS 段映射规则 (基于排序的映射): 为保证每个工件的工序数量约束, 首先根据工件集生成基准序列, 其中工件i出现O_i次. 然后, 对生成的N个混沌变量进行升序排序, 获取其位置索引序列. 最后, 按索引序列从基准序列中依次取值填充 OS 段. 该规则通过"先定数量, 再换位置"的方式, 严格保证了各工件出现次数等于其工序总数.

(2) MS 段与 AS 段映射规则 (缩放取整映射): 对于 MS 段, 假设某工序的候选机器集大小为$C_{i,j}$, 取其对应混沌变量$x\in[0,1]$, 通过公式$m_{idx}=\lfloor x\cdot C_{i,j}\rfloor+1$计算选中机器在候选集中的索引. 对于 AS 段, 假设车间 AGV 总数为K, 同理通过$k=\lfloor x\cdot K\rfloor+1$确定执行该任务的 AGV 编号.

混合种群初始化策略:

(1) 基于 TCM 混沌映射策略: 完全采用 Tent 混沌映射 (TCM) 对工序、机器及自动导引车 (AGV) 编码进行初始化. 该策略旨在整个解空间内生成分布均匀、覆盖性良好的个体, 从而最大化种群的初始基因多样性, 为算法提供多样性的初始种群.

(2) 加工时间贪婪导向策略: 该策略针对缩短最大完工时间目标设计. 在解码与生成个体时, 优先为工序分配当前累计加工时间最短的机器, 以最大化设备并行利用率; 同时, 工序与 AGV 编码依然依托 TCM 生成, 从而在提升时间维度解质量的同时保留必要的随机性.

(3) 能耗导向的绿色贪婪策略: 该策略针对最小化系统总能耗, 在解码与生成个体时, 优先选取低功率机器与低能耗 AGV, 以降低系统整体综合能耗;

在算法的具体实施中, 种群中 50% 的个体完全由基于 TCM 混沌映射策略生成, 以最大化初始基因多样性; 25% 的个体结合加工时间贪婪导向策略 (即 MS 段采用贪婪分配, OS 与 AS 段由 TCM 生成); 剩余 25% 的个体结合能耗导向的绿色贪婪策略.

2.4 交叉变异操作

在本文中, 染色体由工序编码 (OS)、机器编码 (MS) 和 AGV 编码 (AS) 三部分构成. 针对每一编码段的结构特性与可行性要求, 分别设计了交叉算子, 以确保子代保持编码合法性和调度方案的可行性.

对于 OS 段, 其工件编号序列表示工序的加工顺序, 其合法性要求每个工件的出现次数必须与其工序数量一致. 因此采用 POX 交叉 (POX, Precedence Operation Crossover), POX 交叉即是基于工件优先顺序的交叉. 具体步骤如下:

设P_1和P_2为两个父代染色体, 通过 POX 交叉操作生成两个子代染色体J_1和J_2, 具体步骤如下:

***Step* 1** 将所有工件随机划分为两个非空的互斥子集, 分别记为G_1和G_2;

***Step* 2** 对于子代J_1, 保留父代P_1中属于G_1的所有工件基因, 并保持其原始位置不变; 对于子代J_2, 同样保留父代P_2中属于G_1的所有工件基因并保持位置不变;

***Step* 3** 针对子代J_1中剩余的空白基因位, 提取父代P_2中属于G_2的工件基因, 并按照它们在P_2中的原有先后顺序依次填充; 针对子代J_2, 则提取父代P_1中属于G_2的工件基因, 按其在P_1中的原有顺序依次填充剩余空位.

对于MS段, 其表示每道工序选择的可行加工机器, 属于典型的整数向量链式结构, 具有各位置之

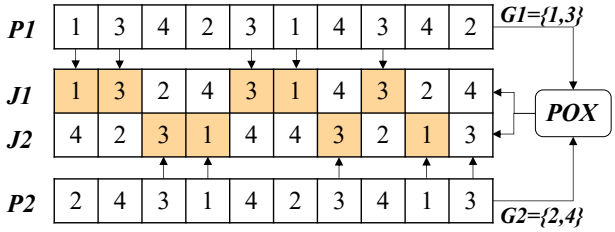


图 2　POX 交叉操作

间无顺序约束的特点. 本文采用均匀交叉 (Uniform Crossover, UC) 对其进行操作, 具体步骤如下:

***Step* 1**　随机选择两条父代染色体P_1和P_2, 并初始化两个与父代相同长度的空白子代向量J_1和J_2;

***Step* 2**　随机选取若干个位置组成位置索引集合L. 对于子代J_1, 将其在集合L中对应位置的基因设定为父代P_1在相同位置的基因 (即保留P_1的基因); 同理, 子代J_2在集合L中对应位置的基因保留自父代P_2;

***Step* 3**　交叉互换填补剩余空位. 子代J_1的空白位置由父代P_2在对应位置的基因进行填充; 同理, 子代J_2的空白位置由父代P_1在对应位置的基因进行填充.

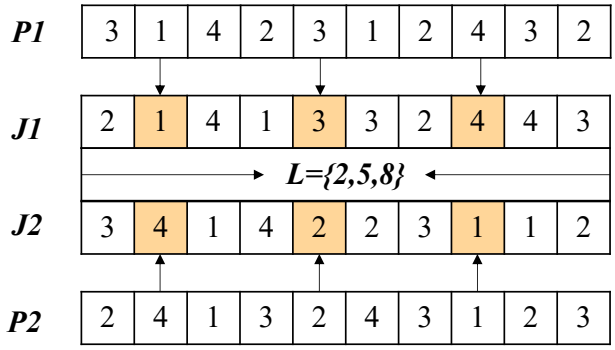


图 3　均匀交叉操作

为了在 AGV 分配中充分保留父代中较优的运输模式, 本研究采用多点保留交叉 (Multi-Point Crossover, MPX) 作为AS段的交叉算子. 其主要步骤如下:

***Step* 1**　随机生成一个与编码长度相同的 0/1 向量$Random$, 其中 1 表示对应位置的基因将在父代间进行交换, 0 表示保持原值不变;

***Step* 2**　遍历两亲本染色体$P1$和$P2$的各个基因位. 若$Random[i]=1$, 则交换二者在位置i的基因值; 若$Random[i]=0$, 则保持该位置的基因值不变;

***Step* 3**　基因交换过程完成后, 直接生成两个全新的子代染色体$J1$和$J2$.

本文针对不同的编码特点采用不同的变异方式,

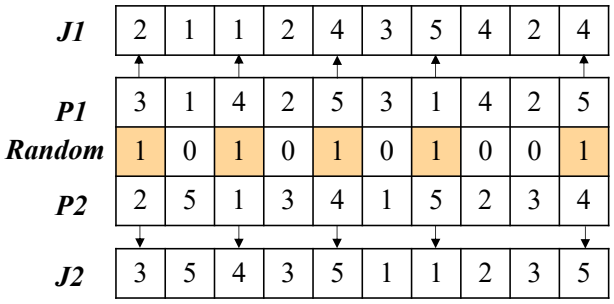


图 4　MPX 交叉操作

确保经过变异的染色体的合法性. 对于 OS 编码要保证每个工件工序出现次数不变的特点, 采用交换变异既随机选择染色体上两个不同位置的基因进行互换. 对于 MS 编码中要保证每道工序只能选合法机器的特点, 采用合法机器随机重选, 从候选加工机器集合中选择机器替代当前机器. 对于 AS 编码中每个基因仅表示该工序由哪辆 AGV 执行, 采用随机重选变异: 即随机选择一个位置并随机指定一辆 AGV 作为变异.

2.5　自适应大邻域搜索算法

尽管 NSGA-II 算法在多目标优化中表现优异, 但在处理 IMAS-BS 这类具有复杂约束的 NP 难问题时, 仍易陷入局部最优. 为此, 本文提出一种改进的自适应大邻域搜索 (Improved Adaptive Large Neighborhood Search, I-ALNS) 作为局部搜索算子. 该算法结合了深度搜索策略 (Search Depth Strategy) 与模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 接受准则, 通过自适应地选择工序、机器及 AGV 邻域算子, 在"最大完工时间最小化"与"总能耗"之间寻求更好的平衡. 传统 VNS 算法采用固定顺序调用邻域, 缺乏针对性. I-ALNS 采用轮盘赌机制 (Roulette Wheel Selection) 根据算子的历史表现动态选择破坏与修复策略. 定义算子集合$\Omega=\{OS, MS, AS\}$, 在第t次迭代中, 选择算子的概率计算如下:

$$P_i=\frac{w_{i,t}}{\sum_{j\in\Omega} w_{j,t}}. \tag{20}$$

其中, $W_{i,t}$为算子i在当前阶段的权重, 为了避免权重悬殊导致部分算子失效, 设置权重下限$W_{\min}$.

针对柔性调度解空间巨大的特点, 单次随机扰动很难命中优质解. 本文引入深度搜索机制以增强算法的开发能力. 当算子op_i被选中时, 算法并不只执行一次扰动, 而是独立执行D次试探 (本文基于预实验对搜索深度的权衡分析, 设定$D=5$).

在每次试探中, 对当前解S进行邻域变换生成候选解集$\{S'_1, S'_2, \ldots, S'_D\}$, 并评估其适应度, 最终选

取其中表现最优的解S'_{best}作为该算子的输出. 该策略显著提升算子的有效性.

本文针对问题的三段式编码, 分别设计了如表 1 所示的破坏与修复算子.

表 1 算子类型

算子类别	算子名称	描述
工序域(OS)	O1: Swap	随机交换两个工序的位置
	O2: Greedy Insert	改进的贪婪插入策略, 随机移除K个工序后, 不再随机回插, 而是遍历所有可行插入位置, 计算插入后的加权目标值, 选择代价增量最小的位置.
	O3: Critical Path	识别关键路径, 对关键工序重排以缩减最大完工时间
机器域(MS)	M1: Min-Time	将某工序重新分配给加工时间最短的机器
	M2: Green-Energy	将某工序重新分配给加工功率更低的机器
AGV域(AS)	A1: Swap two assignments	随机选两个不同AGV的位置, 交换AGV指派
	A2: Load Balance	识别换电次数或负载最高的AGV, 将其部分任务转移给空闲AGV

为避免算法早熟收敛, 引入基于 Metropolis 准则的模拟退火机制. 设新解为S', 当前解为S, 接受概率P_{accept}定义为:

$$P_{accept}=\begin{cases}1,\ \text{if}\ f(S')<f(S)\\ \exp(-\dfrac{f(S')-f(S)}{T}),\ \text{if}\ f(S')\geqslant f(S)\end{cases}\tag{21}$$

$$w_{new}=(1-\lambda)w_{old}+\lambda\frac{\sum\rho}{Count}.\tag{22}$$

公式 (20) 中T为温度参数, 随迭代线性衰减, 这意味着算法允许以一定概率接受"高能耗"或"完工时间长"的劣解, 以跳出局部极值. 每经过一轮迭代, 各算子的权重根据其历史表现得分进行自适应更新, 权重更新公式为 (21), $\lambda\in[0,1]$为反应因子, 控制算法对近期表现的敏感度; $Count$为该算子在当前周期内被调用的总次数; ρ为累计贡献得分. 得分规则定义为: 若新解支配全局最优解, $\rho=20$; 若支配当前解, $\rho=10$; 若解变差但被接受, $\rho=2$(鼓励算子探索); 否则$\rho=1$.

本文的深度搜索与模拟退火接受准则遵循严格执行逻辑: 在局部深度搜索层强制执行多轮试探($D=5$), 并输出其中适应度最优的候选解S'_{best}; 随后, 将得到的S'_{best}单独输入到模拟退火接受准则中进行概率判断. 其中深度搜索负责保障局部开发深度, 模拟退火负责全局跳出与多样性保留.

2.6 改进算法流程

3 仿真实验

本文采用 Brandimarte 标准算例[27] 测试算法的性能, 算法在 MatlabR2024b 上编程实现, 实验环境为 AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics 3.30 GHz, 内存 16GB. 为确保评价结果的客观性与统计意义, 各算例均独立运行 20 次, 并取各项性能指标的算术平均值作为最终对比依据. 通过正交实验方法确定 NSGA-II-IMP 算法参数如下: 种群规模$Pop=100$, 迭代次数$Gen=200$, 交叉概率$P_c=0.85$; 变异概率$P_m=0.15$; 其中 AGV 运输速度为 1, 空载能耗为 1.2, 负载能耗 3.6, 充电速率 20, 额定电量 80.

3.1 TCM 混合初始化种群策略的有效性测试

为验证基于 Tent 混沌映射的混合种群初始化策略的有效性, 本文分别采用 NSGA-II 与 NSGA-II-TCM(在 NSGA-II 中引入 TCM 改进初始种群生成

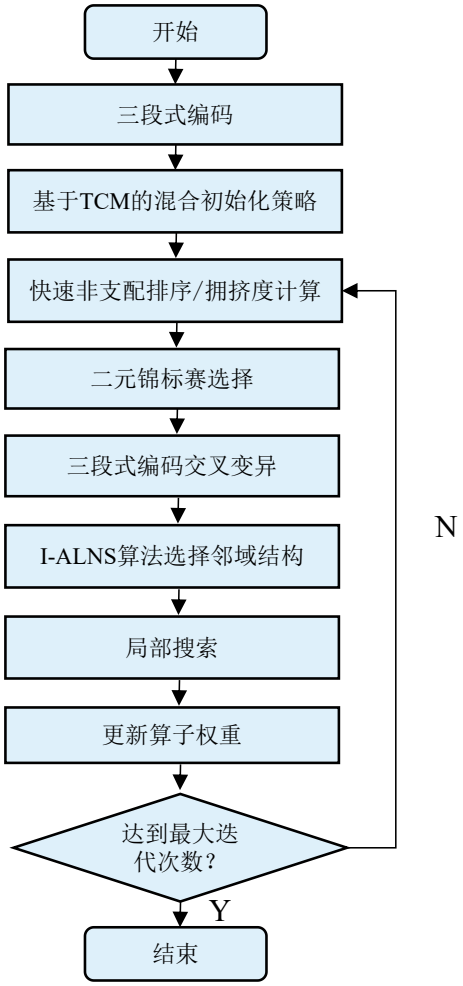
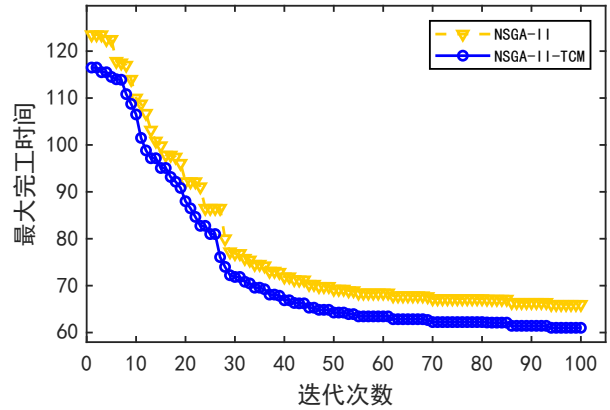
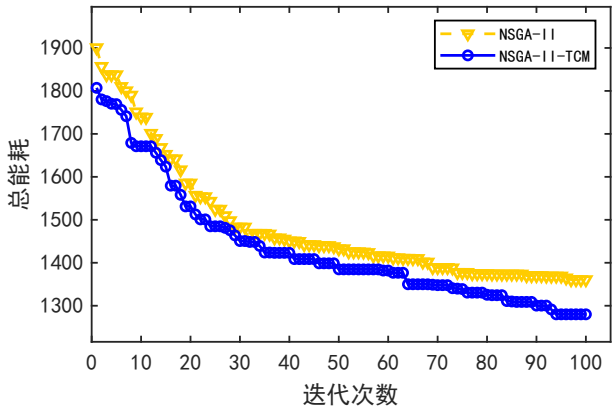


图 5 改进算法流程图

方式) 对 10×6×3 算例进行求解. 由图 6 可知, 在最大完工时间与总能耗两个目标的对比中, NSGA-II-TCM 均表现出更优的求解结果, 表明该初始化策略能够有效提升算法性能, 验证了改进策略的有效性.



(a) 不同算法最大完工时间收敛曲线



(b) 不同算法总能耗收敛曲线

图 6　不同算法收敛曲线对比

3.2　I-ALNS 算法测试

为了验证本文提出的 ALNS 策略相对于传统变邻域搜索 (VNS) 的性能, 本节设计了对比实验. 在保持主算法 (NSGA-II) 框架、种群初始化、交叉变异算子及参数完全一致的前提下, 构建了两个对比变体: NSGA-II-ALNS: 采用本文提出的 ALNS 策略, 具备自适应权重更新、深度搜索机制及模拟退火接受准则. NSGA-II-VNS: 采用标准 VNS 策略, 算子集合与本文一致, 但采用固定顺序依次执行, 且无深度搜索与权重反馈机制, 仅接受支配解. 为了验证本文提出的 ALNS 策略相对于传统 VNS 的性能, 选取了三个不同规模的算例 ($10\times6\times3$, $15\times8\times4$, $20\times10\times5$) 进行对比测试. 评价指标采用 HV(Hypervolume, 超体积) 和 IGD (Inverted Generational Distance, 反世代距离), 其中 HV 衡量解集的收敛性和多样性, 越大表示算法综合性能越好, IGD 计算真实 Pareto 前沿上的最优解集到已知非支配解集之间的最小平均距离, IGD 值越小表示算法的综合性能越好. 根据表 2 的对比实验结果, 在三种不同规模算例下, 本文提出的 NSGA-II-ALNS 算法在 HV 和 IGD 指标上均显著优于传统的 NSGA-II-VNS 算法. ALNS 策略不仅大幅提升了解集的综合质量, 而且在算例规模扩大时, 依然能保持极低的 IGD 值, 有效克服了传统算法在大规模问题中性能急剧下降的缺陷. 这充分验证了本文改进 ALNS 算法的有效性.

表 2　对比算法性能测试结果对比

算例	HV		IGD	
	NSGA-II-ALNS	NSGA-II-VNS	NSGA-II-ALNS	NSGA-II-VNS
10×6×3	**0.8495**	0.5942	**0.0264**	0.0949
15×8×4	**0.8976**	0.5364	**0.03650**	0.1741
20×10×5	**0.9103**	0.6315	**0.04286**	0.2454

3.3　IMAS-BS 算法测试

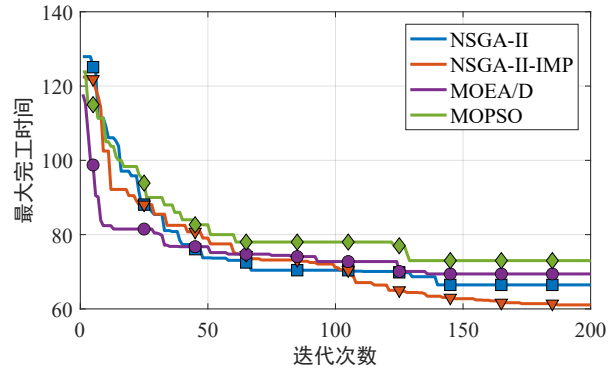
为了多维度评估改进算法 NSGA-II-IMP 的优化效果, 本文选取了三类具有代表性的多目标优化算法作为基准对比模型. 分别是以支配机制为核心的 NSGA-II、基于分解策略的 MOEA/D 以及经典的群体智能算法 MOPSO. 在对比实验中, 各多目标优化算法的基础参数设定参考了近年来运筹优化领域关于柔性车间调度的权威基准文献[28], 并结合本文模型的具体约束与规模, 通过多次预实验进行调优. 算法的参数设置为: 种群规模为 100, 迭代次数为 200. 因各算法的所需参数不同, 分别设置参数: NSGA-II 交叉概率为 0.85, 变异概率为 0.15; MOEA/D 邻域大小设置为 0.045N; MOPSO 惯性因子为 0.4, 个体学习因子为 2, 全局学习因子为 2. 各算例的结果如表 3 所示, 为了衡量算法的具体性能, 本文使用 HV 和 IGD 指标来评价算法性能. 鉴于 IMAS-BS 问题的复杂性, 其真实的 Pareto 前沿在实际中难以精确获取. 为此, 本文采用采用多目标优化领域的标准评价准则, 将所有对比算法在多次独立实验中求得的非支配解进行汇总与筛选, 提取其中的非劣解集构建近似 Pareto 前沿 (Approximate Pareto Frontier, APF). 将以此 APF 作为参考基准, 客观地评估各算法在收敛性与分布性上的综合性能.

表 3 对比结果显示, NSGA-II-IMP 在 HV 与 IGD 两项指标上均体现出显著的性能优势. 在 HV 指标方面, 所提算法的均值为1.1718, 与其他三种对比算法相比提升了60%以上, 反映出该算法在复杂约束下的搜索广度与解集多样性方面具备明显优势. 在 IGD 指标方面, 所提算法的均值为0.0014, 与其他三种对比算法相比降低了90%以上, 表明所提算法具备更高的收敛精度与 Pareto 前沿逼近能力. 图 7 与图 8 的$10\times6\times3$算例收敛曲线及 Pareto 分布进一

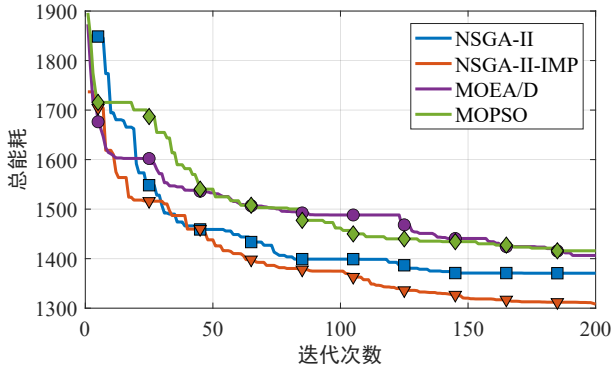
表 3 不同规模算例下各算法性能对比

算例	HV				IGD			
	NSGA-II-IMP	NSGA-II	MOEA/D	MOPSO	NSGA-II-IMP	NSGA-II	MOEA/D	MOPSO
10×6×3	**1.2075**	0.5570	0.6613	0.0699	**0**	0.5141	0.4192	1.1765
10×6×4	**1.1655**	0.6695	0.8048	0.0618	**0.0007**	0.3979	0.2952	1.1835
10×6×5	**1.1269**	0.6736	0.7767	0.0841	**0**	0.3826	0.2998	1.1305
15×8×3	**1.1369**	0.7290	0.6811	0.0352	**0.0032**	0.3499	0.3754	1.2713
15×8×4	**1.1093**	0.7354	0.7170	0.0462	**0**	0.3483	0.3538	1.2384
15×8×5	**1.0594**	0.6737	0.7041	0.0390	**0**	0.3888	0.3596	1.2810
20×10×3	**1.2038**	0.7493	0.6156	0.0301	**0.009**	0.3319	0.4268	1.2870
20×10×4	**1.2064**	0.6560	0.5908	0.0344	**0**	0.4026	0.4542	1.2504
20×10×5	**1.2071**	0.7647	0.6297	0.0380	**0**	0.3301	0.4226	1.2631
20×15×3	**1.2080**	0.7365	0.6945	0.0411	**0.004**	0.3502	0.3756	1.2669
20×15×4	**1.2094**	0.7185	0.5348	0.0427	**0**	0.3619	0.5190	1.2719
20×15×5	**1.2214**	0.7940	0.6387	0.0480	**0**	0.3421	0.4726	1.2831
均值	**1.1718**	0.7048	0.6708	0.0475	**0.0014**	0.3750	0.3978	1.2420

步验证了上述结论, 表明 NSGA-II-IMP 的收敛过程更为平稳, 获得的非支配解集分布更加均衡.



(a) 不同算法最大完工时间收敛曲线



(b) 不同算法总能耗收敛曲线

图 7 不同算法收敛曲线对比

3.4 充换电策略对比分析

为确保评估结论的归因准确性, 本节的充电与换电对比实验严格遵循单变量控制原则. 两种补能策略均采用本文提出的 NSGA-II-IMP 算法进行求解, 算法核心参数及搜索策略完全相同; 两者之间唯一的变量为 AGV 补能模型的约束差异. 这保证了优化结果的性能差异纯粹来自换电机制本身, 而非算法性能的差异.

以$15 \times 8 \times 3$算例为例, 图 9 和图 10 直观揭示

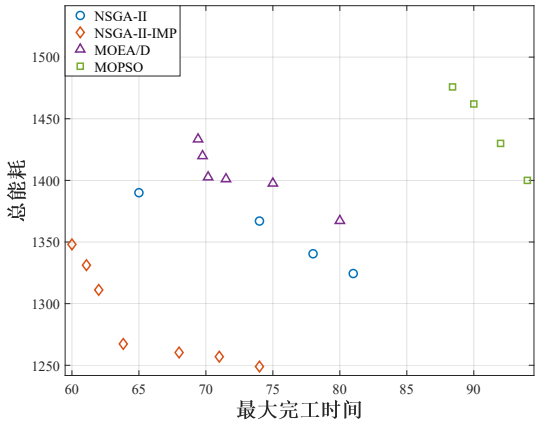


图 8 不同算法 Pareto 前沿分布

了不同补能机制对微观调度过程的深层影响. 传统充电模式下的最大完工时间为 351.63 h, 系统总能耗为 8 814.711 kW; 而换电模式下的最大完工时间为 268.416 7 h, 系统总能耗为 7 411.90 kW. 相比于传统固定充电模式, 本文提出的考虑动态换电的调度模型在最大完工时间和总能耗上分别降低了 23.66% 和 15.90%. 传统充电模式补能耗时较长, 易导致 AGV 产生长时间脱机, 进而造成机器因等待物料而产生大量的时间延误与空闲待机能耗; 而换电机制凭借"即换即走"的特性, 有效解除了补能耗时对物流连续性的制约, 不仅大幅缩短了整体生产周期, 还显著削减了机器的无效待机时间. 因此, 在柔性车间调度中引入 AGV 动态换电机制, 对于提升系统生产效率并降低整体能耗具备重要的工程应用意义.

4 结 论

本文研究了有限电池资源约束换电 AGV 与机器的绿色集成调度问题, 以最小化最大完工时间和总能耗为目标, 并提出一种改进的 NSGA-II 算法. 该算法结合三段式编码、Tent 混沌映射与自适应大邻

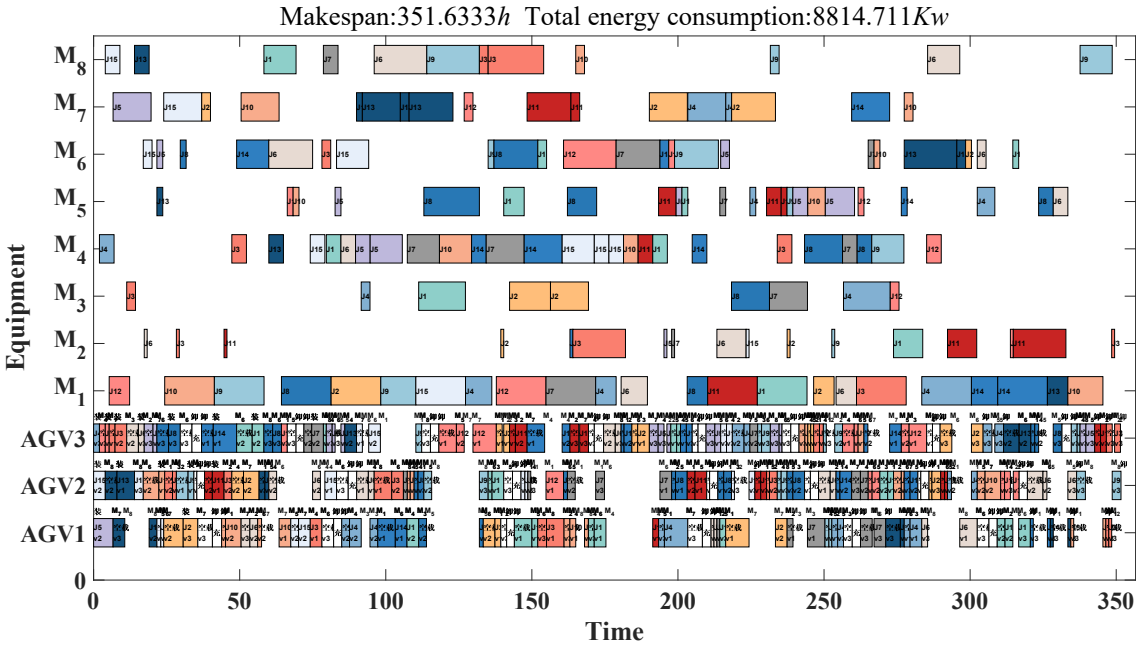


图 9　充电模式 AGV 的甘特图

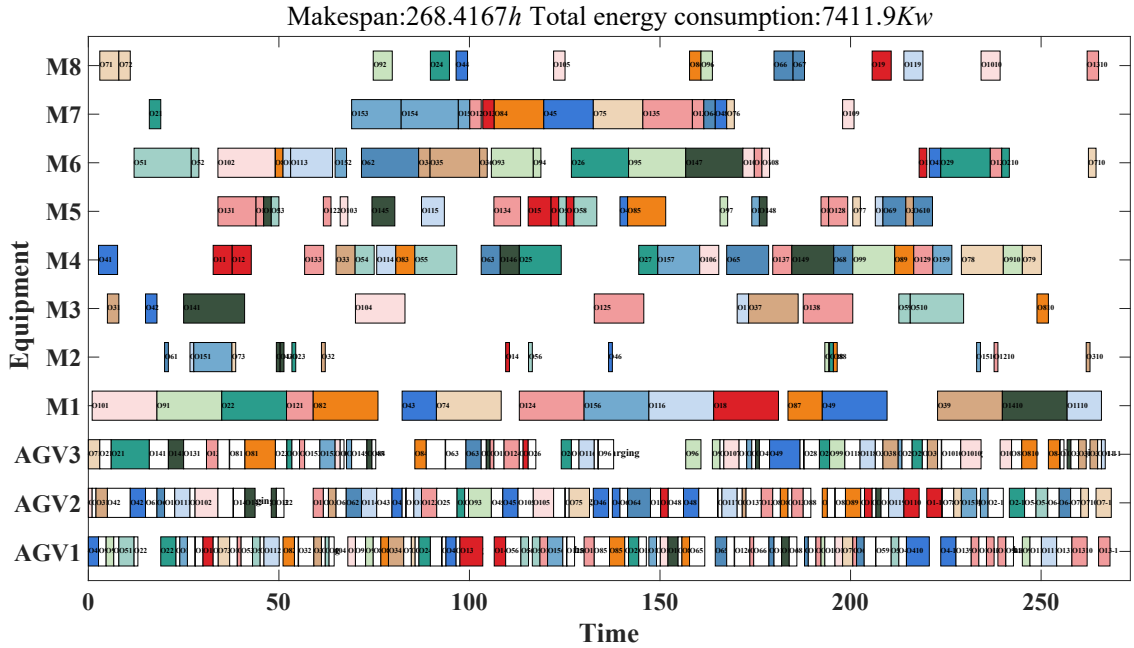


图 10　换电模式 AGV 的甘特图

域搜索机制, 有效克服了传统算法易陷入局部最优的缺陷. 仿真实验表明, NSGA-II-IMP 在 HV 与 IGD 指标上均显著优于传统多目标算法. 同时, 对比传统固定充电模式, 本文引入的动态换电机制凭借"即换即走"特性打破了传统物流运输补能瓶颈, 大幅削减了机器群的无效待机能耗. 典型算例下, 系统最大完工时间与总能耗分别显著降低了 23.66% 和 15.9%, 充分验证了该机制在提效降耗方面的巨大潜力. 未来研究将重点引入无冲突路径规划与动态重调度机制, 并探索结合深度强化学习等前沿算法, 以进一步提升复杂环境下调度的鲁棒性与工程适用性.

参考文献 (References)

[1] 肖静华, 曹望华, 夏正豪. 制造业企业数字化转型的适应性变革: 跨越与强基双路径[J]. 中国工业经济, 2024(12): 136-154.
(Xiao J H, Cao W H, Xia Z H. Adaptive change in the digitalization of manufacturing enterprises: A dual-path model of leapfrogging and foundation-strengthening[J]. China Industrial Economics, 2024(12): 136-154.)

[2] Dai M, Tang D B, Giret A, et al. Multi-objective optimization for energy-efficient flexible job shop scheduling problem with transportation constraints[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 59: 143-157.

[3] Tang H T, Huang J W, Ren C H, et al. Integrated scheduling of multi-objective lot-streaming hybrid flowshop with AGV based on deep reinforcement learning[J]. International Journal of Production Research, 2025, 63(4): 1275-1303.

[4] 王凌, 王晶晶, 吴楚格. 绿色车间调度优化研究进展[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 385-391.
(Wang L, Wang J J, Wu C G. Advances in green shop scheduling and optimization[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 385-391.)

[5] 李文贵, 姚友杰, 李新宇. 考虑异构 AGV 的柔性作业车间集成调度[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(5): 1539-1554.
(Li W G, Yao Y J, Li X Y. Integration scheduling of flexible job shop with heterogeneous AGVs[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(5): 1539-1554.)

[6] Zhou X X, Wang F Y, Wu B, et al. Deep reinforcement learning-based memetic algorithm for solving dynamic distributed green flexible job shop scheduling problem with finite transportation resources[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2025, 94: 101885.

[7] Boccia M, Masone A, Sterle C, et al. The parallel AGV scheduling problem with battery constraints: A new formulation and a matheuristic approach[J]. European Journal of Operational Research, 2023, 307(2): 590-603.

[8] 张国辉, 谢亚辉, 王文迪, 等. 考虑电量约束的异构 AGV 柔性作业车间调度问题研究[J]. 控制与决策, Doi: 10.13195/j.kzyjc.2026.0335.
(Zhang G H, Xie Y H, Wang W D, et al. Research on flexible job shop scheduling problem with heterogeneous AGVs considering battery constraints[J]. Control and Decision, Doi: 10.13195/j.kzyjc.2026.0335.)

[9] Zhang L X, Yan Y, Hu Y G. Deep reinforcement learning for dynamic scheduling of energy-efficient automated guided vehicles[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(8): 3875-3888.

[10] Li J X, Cheng W J, Lai K K, et al. Multi-AGV flexible manufacturing cell scheduling considering charging[J]. Mathematics, 2022, 10(19): 3417.

[11] 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.
(Lin G Y, Huang Q X, Xie S, et al. A model and algorithm for coordinated scheduling of AGV and flexible job shop in intelligent manufacturing[J]. Control and Decision, 2026, 41(4): 1166-1175.)

[12] Li J, Li M H, Li G Q, et al. Dynamic integrated scheduling of machines and AGVs in flexible job shop considering AGV failures[J]. Computers & Operations Research, 2026, 193: 107524.

[13] Park J S, Kim J W. Multi-AGV scheduling under limited buffer capacity and battery charging using simulation techniques[J]. Applied Sciences, 2024, 14(3): 1197.

[14] Yang X R, Hu H T, Cheng C, et al. Automated guided vehicle (AGV) scheduling in automated container terminals (ACTs) focusing on battery swapping and speed control[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(10): 1852.

[15] Li X C, Li M Z, Chen Z C, et al. Distributionally robust battery investment and replacement for AGV battery swapping stations with demand uncertainty in automated container terminals[J]. Frontiers in Marine Science, 2026, 12: 1754484.

[16] Li L M, Li Y Q, Liu R, et al. A Two-stage Stochastic Programming for AGV scheduling with random tasks and battery swapping in automated container terminals[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2023, 174: 103110.

[17] Xiao S C, Huang J S, Hu H T, et al. Automatic guided vehicle scheduling in automated container terminals based on a hybrid mode of battery swapping and charging[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(2): 305.

[18] Zhou X X, Wang F Y, Shen N N, et al. A green flexible job-shop scheduling model for multiple AGVs considering carbon footprint[J]. Systems, 2023, 11(8): 427.

[19] Xing Z, Liu H T, Wang T S, et al. AGV charging scheduling with capacitated charging stations at automated ports[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2025, 197: 104080.

[20] Shi Z Y, Wang Q Z, Zhang J, et al. A hybrid NSGA-II for energy-efficient flexible job shop scheduling problem with finite multi-load AGV resources[J]. Journal of Engineering Design, 2025: 1-30.

[21] 陈仁胜, 吴斌, 闫飞一. 基于混合学习策略的可变速 AGV 与机器绿色集成调度[J]. 控制与决策, 2024, 39(12): 3955-3963.
(Chen R S, Wu B, Yan F Y. Hybrid learning strategy for green integrated scheduling with variable speed AGV[J]. Control and Decision, 2024, 39(12): 3955-3963.)

[22] 王子实, 吴耀华. 基于差分进化算法的 FMS 中机器与多载 AGV 调度[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 3108-3116.
(Wang Z S, Wu Y H. An improved differential evolution algorithm for simultaneous scheduling of machines and multi-load AGVs in an FMS[J]. Control and Decision, 2024, 39(9): 3108-3116.)

[23] Lu M, Zhang C J, Su G F, et al. A multi-objective evolutionary algorithm for adjustable-speed job shop scheduling with multi-trip automated guided vehicles constraints[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2025, 96: 101950.

[24] Li Y Q, Li L M, Liu R, et al. An integrated scheduling method for AGVs in an automated container terminal considering battery swapping and battery degradation[J]. Flexible Services and Manufacturing Journal, 2026, 38(1): 106-153.

[25] Zhen L, Zhang Q, Tan Z Y, et al. Scheduling AGVs in ports with battery charging and swapping[J]. IISE Transactions, 2025, 57(10): 1245-1262.

[26] Chen R S, Wu B, Wang H, et al. A reinforcement learning-based two-stage NSGA-II for dynamic flexible job shop scheduling problem with transportation constraints considering participators' perception[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 302: 130418.

[27] Brandimarte P. Routing and scheduling in a flexible job shop by tabu search[J]. Annals of Operations Research, 1993, 41(3): 157-183.

[28] Xiao B, Zhao Z C, Wu Y C, et al. An improved MOEA/D for multi-objective flexible job shop scheduling by considering efficiency and cost[J]. Computers & Operations Research, 2024, 167: 106674.

作者简介

吴斌 (1979−), 男, 教授, 硕士生导师, 从事智能优化算法、系统建模与优化等研究, E-mail: wubin@njtech.edu.cn;

张汉文 (2001−), 男, 硕士生, 从事生产调度、智能优化算法等研究, E-mail: zhw1204@njtech.edu.cn;

陈仁胜 (1999−), 男, 博士生, 从事生产调度、智能优化算法等研究, E-mail: chenrs99@163.com.