

基于混合遗传算法的航空货运仓储调度优化研究

李知微^{1,2} 喻忠全^{1,2} 何雨松^{1,2} 林虹秀^{1,2}
LI Zhiwei YU Zhongquan HE Yusong LIN Hongxiu

摘要

随着航空货物吞吐量激增,针对航空货运立体仓储中堆垛机调度效率低、路径冗余、多目标冲突等问题,文章提出一种融合遗传算法全局探索、NSGA-II 非支配选择与粒子群局部增强的混合多目标进化模型(HGAM)。该框架采用“分层片段编码”保证解的可行性,引入三指标融合适应度动态平衡收敛性与多样性,并通过嵌入式 PSO 每 20 代对外部档案进行片段级局部增强,实现“全局-局部”双向信息流动。基于 13 组真实航空货运任务场景下的实验结果表明:HGAM 在 89 代即收敛,最优目标函数值 294.17 s,显著优于 GA 与 NSGA-II 算法。模型将堆垛机总路径由 423.67 m 降至 346.33 m,为航空货运高密度存储环境下多目标调度优化提供了可扩展的新范式。

关键词

航空货运; 立体仓储; 调度优化; 混合遗传算法; HGAM

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.06.015

0 引言

近年来,航空货运业务订单规模稳步攀升,货物种类呈现多元化、复杂化特征,这对仓储物流管理的时效性与精准性有着更为严苛的要求^[1]。面对行业发展带来的现实挑战,密集存储相关技术逐渐成为破解仓储空间利用率不足、作业效率偏低等痛点的主流研究方向。自动化立体仓库作为密集

存储体系的典型应用形式,凭借存储空间利用率高、自动化作业能力强、系统响应迅速等突出特点,已在现代物流管控体系中占据核心地位。

区别于普通仓储场景,航空货运具备货物周转频次高、品类跨度大、出入库节奏快等独有特征,依靠传统人工完成出入库作业,普遍存在人力消耗大、作业流程繁琐、人为操作失误率高以及长期运营成本居高不下等问题^[2]。为改善这一现状,各大物流中心引入 RGV、AGV 等自动化设备以优化物料搬运与库内任务调度,有效提升货物存取的作业效率与执行精准度^[3]。将智能调度优化策略融入密集仓储运行体

1. 中国民用航空总局第二研究所 四川成都 610041
2. 民航成都物流技术有限公司 四川成都 611430

[20] 肖鹏,田润澜,李赫,等.基于改进蚁群算法的无人机通信侦察航迹规划[J].控制与决策,2025,40(11):3239-3252.

[21] 孙哲,马胜男,解相朋,等.基于仿生算法的多式联运路径规划方法综述[J].控制与决策,2025,40(2):375-386.

[22] Zhao Jiale, Deng Chaoshuo, Yu Huanhuan, et al. Path planning of unmanned vehicles based on adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Communications, 2024, 216: 112-129.

[23] 周宏宇,王小刚,单永志,等.基于改进粒子群算法的飞行器协同轨迹规划[J].自动化学报,2022,48(11):2670-2676.

[24] 戴健,许菲,陈琪锋.多无人机协同搜索区域划分与路径规划[J].航空学报,2020,41(S1):149-156.

[25] 尹洪玉,吴宇,梁天骄.固定翼无人机巡逻覆盖协同路径规划方法[J].航空学报,2024,45(6):329-343.

[26] 欧丽珍,杨旭,李新梦,等.基于 Dijkstra 改进遗传算法的定向越野赛道设计[J].火力与指挥控制,2022,47(4):29-33.

【作者简介】

张文斌(1999—),男,安徽合肥人,硕士研究生,研究方向:多无人机协同侦察路径规划。

李杰(1988—),男,湖南娄底人,博士,副研究员,研究方向:智能无人机与集群技术。

夏元清(1971—),男,安徽天长人,博士后,中原工学院党委副书记、校长,教授,博士生导师,研究方向:多源信息复杂系统的信息处理与控制、云控制与决策理论及其应用、天空地一体化网络环境下多运动体跨域协同控制与智能决策等。

(收稿日期:2025-12-31 修回日期:2026-06-10)

系,既能整体提升仓储中心的流转作业效率,也可减少人为操作偏差,提升仓储管理精度。

当前自动化仓储技术已在各行业落地普及,但专门面向航空货运立体仓储场景的搬运设备多目标调度优化研究,仍处于探索完善阶段。航空货运的业务特殊性要求仓储系统具备大规模、多品类货物的快速分拣与存取能力,同时保障出入库流程高效、精准运行。因此,在现有技术基础上进一步优化搬运设备调度算法以满足航空货运仓储管理对效率与准确性的双重需求是非常必要的。

本文旨在探讨航空货运立体仓储环境中对搬运设备的调度优化问题,提出混合遗传算法模型 HGAM。核心贡献如下:

(1) 构建任务、空载、时距三元组,将航空货运出入库耦合约束转化为 Pareto 图搜索,显著压缩解空间修复成本。

(2) 设计层列双串编码实现无修复交叉变异,并以非支配排序、拥挤距离、基因熵动态平衡收敛性与多样性,缓解高维前沿塌陷。

(3) 引入嵌入式 PSO 局部增强,每 20 代对外部档案执行片段顺序速度更新,形成全局与局部双向流动,使算法在 89 代即收敛,成功率 83.5%,路径缩短 18.3%,显著优于 GA 与 NSGA-II&III。

1 HGAM 模型

1.1 模型相关定义

定义 1: 调度优化问题。航空货运立体仓储调度问题可描述为:给定一组入库任务与出库任务,每项任务对应一个固定货位坐标,目标是在满足任务优先级与作业顺序约束的前提下,优化堆垛机作业路径,使得总作业时间最短^[4]。该问题属于带约束的组合优化问题,其解空间会随任务数量呈指数级增长。

定义 2: 多目标优化模型^[5]。多目标优化问题系在可行域 $\Omega \subseteq \mathbf{R}^m$ 内同时最小化 p 个目标函数,其一般形式用公式表示为:

$$\begin{cases} \min F(\mathbf{X})=[f_1(\mathbf{X}), f_2(\mathbf{X}), \dots, f_p(\mathbf{X})]^T \\ \text{s.t.} \\ g_j(\mathbf{X}) \leq 0, j=1, 2, \dots, J \\ h_k(\mathbf{X}) = 0, k=1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 是 m 维决策向量,若 $p>1$ 则将问题视为多目标优化问题, $f_i(\mathbf{X})$ 是目标函数,每个目标函数对应一个优化目标, $g_j(\mathbf{X}) \leq 0$ 是不等式约束, $h_k(\mathbf{X}) = 0$ 是等式约束。由于目标间可能冲突,通常寻求 Pareto 最优解集 Pareto,即不存在 $\mathbf{X}' \in \Omega$ 使得 $f_i(\mathbf{X}') \leq f_i(\mathbf{X})$ 对所有 i 成立且至少一个不等式严格成立。本文中, $p=2$,具体模型目标函数用公式表示为:

(1) 最小化堆垛机总作业时间:

$$\min f_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n t_i(\mathbf{X}) \quad (2)$$

(2) 最小化空载运行距离:

$$\min f_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n d_i^{\text{empty}}(\mathbf{X}) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为任务执行顺序向量, $t_i(\mathbf{X})$ 为第 i 个任务所需时间, $d_i^{\text{empty}}(\mathbf{X})$ 为第 i 次空载运行距离, n 为任务总数。

定义 3: Pareto 最优解^[6]。在多目标优化中,若解 $\mathbf{X}^*$ 在任一目标上无法进一步优化而不损害其他目标,则称 $\mathbf{X}^*$ 为 Pareto 最优解。全部 Pareto 最优解构成 Pareto 最优集,其在目标空间用公式表示为:

$$\text{PF} = \{F(\mathbf{X}^*) \in \mathbf{R}^p \mid \mathbf{X}' \in \Omega, \nexists \mathbf{X} \in \Omega: \mathbf{X} \prec \mathbf{X}'\} \quad (4)$$

式中: $F(\mathbf{X}^*)=[f_1(\mathbf{X}^*), f_2(\mathbf{X}^*), \dots, f_p(\mathbf{X}^*)]^T$ 为 Pareto 最优解在目标函数上的取值向量, PF 即构成多目标优化问题真实的 Pareto 前沿,用于评估算法在多目标空间中的搜索与分布能力。

1.2 问题抽象与建模

航空货运立体仓储调度在数学上可归结为一个带优先级约束的多目标组合优化问题^[7]。与经典旅行商问题不同,堆垛机作业序列必须同时满足以下耦合条件:

(1) 同一货道的入库任务须先于其对应出库任务执行,避免“空出满回”冲突;

(2) 任务对之间的货位几何距离直接决定空载时间,进而影响第二目标函数;

(3) 水平与垂直运动采用“同时减速”控制策略,运行时间不再满足线性可加性。为此,本文在定义 2 的基础上引入“任务”“空载”,即“时距”三元组:

$$T = \{(t_i, d_i^{\text{empty}}, \tau_i)\}_{i=1}^n \quad (5)$$

式中: τ_i 为堆垛机自上一任务终点到当前任务起点的控制时距,其计算需考虑加减速曲线,设水平、垂直方向加减速均为梯形曲线,最大加速度分别为 a_x 、 a_y ,则 τ_i 的具体表达式为:

$$\tau_i = \max\left(\frac{|x_i - x_{i-1}|}{v_x} + \frac{v_x}{a_x}, \frac{|y_i - y_{i-1}|}{v_y} + \frac{v_y}{a_y}\right) \quad (6)$$

式中: $\{x_{i-1}, y_{i-1}\}$ 代表前序任务的结束位置, $\{x_i, y_i\}$ 代表当前任务起始点位, v_x 、 v_y 分别代表设备最大水平运行速度与垂直运行速度。

通过三元组,将原始调度优化问题转化为在优先级图 G 上搜索一条兼顾总时距 $\sum \tau_i$ 与空载距离 $\sum d_i^{\text{empty}}$ 的 Pareto 最优路径问题,为后续进化搜索提供可直接操作的基因编码空间。

1.3 编码与解码机制

针对传统一维编码在高维任务场景中易产生非法解、修复成本高的缺陷,本文提出分层片段编码 LSR (layered-

segment representation)。该编码方式将染色体拆分为“层串”与“列串”两个子串，分别管控设备垂直方位、水平方位的任务执行顺序，依托分层编码的天然约束特性，模型可自动满足航空货仓储“先入库、后出库”的业务优先级规则，无需额外增设复杂约束修复流程。

解码阶段采用同步插值计算思路，对层向位移、列向位移各自规划专属加减速运行曲线；当层、列位置同时发生变动时，采用时间与能量双最优插值策略进行求解。最终可将时距计算误差控制在 ± 0.1 s内，保障目标函数求值的精准度。

1.4 自适应基因片段熵多样性保持机制

为精准判定种群迭代过程中基因片段的分布离散程度，本文引入基因片段熵作为量化评价指标。定义某非支配层 F_k 中长度为3的基因片段集合为 $S(F_k)$ ，片段 s 的出现频率记作 p_s ，则该层熵值用公式表示为：

$$H(F_k) = - \sum_{s \in S(F_k)} p_s \log p_s \quad (7)$$

熵的数值高低直接对应种群基因丰富程度，熵值越高，说明该层级个体的基因片段分布越分散，能够真实体现当前解集的多样性状态。为平衡算法收敛速度与种群多样性，本文构建综合评价得分函数，用公式表示为：

$$F(x) = \alpha \cdot \text{rank}(x) + \beta \cdot \frac{1}{d_{\text{crowd}}(x) + \epsilon} + \gamma \cdot H(F_k) \quad (8)$$

式中： $\text{rank}(x)$ 为个体 x 的非支配序等级； $d_{\text{crowd}}(x)$ 为拥挤距离；常数 ϵ 为规避分母为零的运算异常； α 、 β 、 γ 为可变权重系数，可随进化迭代次数自适应调节。具体策略用公式表示为：

$$\begin{cases} \alpha(t) = \alpha_{\max} - (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \frac{t}{G_{\max}}, \\ \beta(t) = 1 - \alpha(t) - \gamma(t), \\ \gamma(t) = \gamma_{\min} + (\gamma_{\max} - \gamma_{\min}) \frac{t}{G_{\max}} \end{cases} \quad (9)$$

整套机制在算法迭代前期拉高权重 $\alpha(t)$ ，优先强化算法收敛能力；迭代后期增大权重 $\gamma(t)$ ，着重提升种群基因多样性。优化后可有效改善NSGA-II算法^[8]在高维目标空间中拥挤距离度量失效的缺陷，缓解Pareto前沿的边缘塌陷现象^[9]。

1.5 HGAM 主循环设计

本文构建的HGAM算法依托遗传算法实现全域搜索勘探^[10]，结合NSGA-II算法完成非支配个体筛选，同时引入粒子群算法（particle swarm optimization, PSO）^[11]强化局部精细搜索能力，搭建一体化迭代演化流程。HGAM算法的主循环流程如图1所示，核心运行步骤如下：

步骤1：种群初始化。采用LSR编码方式一次性生成 N_p 个初始可行解，无需额外约束修复；同步初始化外部档案集，设定初始档案集合 $A_0 = \emptyset$ ，用于持续保存当前非支配解。

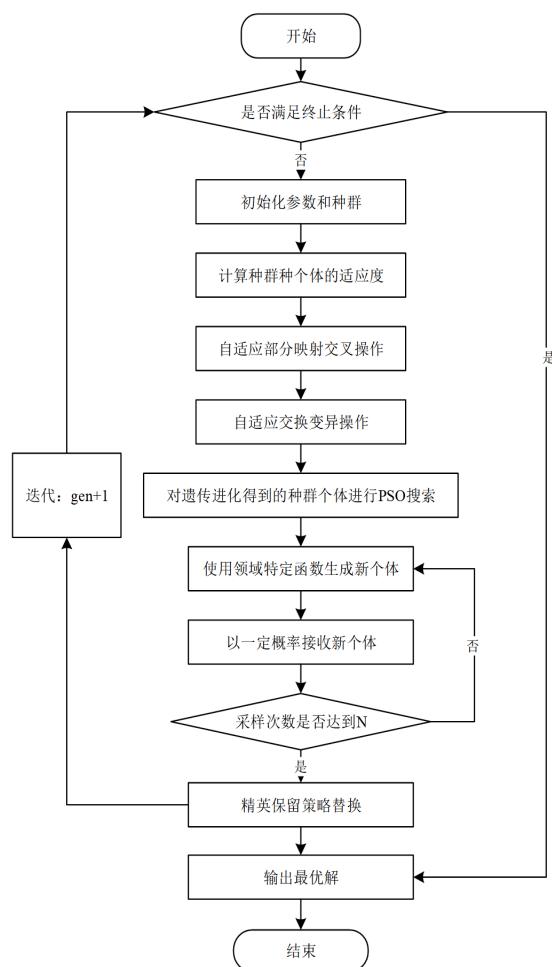


图1 HGAM模型主循环流程图

步骤2：遗传演化。选择操作采用“锦标赛”^[12]与“熵值偏差”机制，锦标赛规模 $k=3$ ，在比较时以概率0.7使用综合得分 $F(x)$ ，以概率0.3随机选择，既保留选择压力又避免早熟收敛；交叉操作使用片段顺序交叉，在层串与列串上分别随机选取两个断点，交换中间片段后通过拓扑排序快速修复可行性；变异操作采用多层扰动变异，以概率 p_m 对单个基因位执行层变异、列变异或片段逆序变异，三种模式共享概率预算，扩大搜索广度而不破坏拓扑序。

步骤3：非支配排序与档案更新。合并第 t 代父代种群 P_t 与第 t 代子代种群 U_t 后执行快速非支配排序，得到新一代种群 P_{t+1} ；同时按“拥挤距离”和“基因片段熵”混合准则更新外部档案 A_{t+1} 。若 $|A_{t+1}| > N_A$ ，则移除综合得分最低者，确保档案质量与分布均匀性。

步骤4：局部增强。PSO增强间隔代数 G_{pso} 每20代对外部档案执行一次局部增强。将档案内个体 A_i 视为粒子，位置向量由基层-列串拼接而成，速度向量在 $\{-2, -1, 0, 1, 2\}$ 上随机初始化；速度更新采用标准PSO公式，但认知与社会分量仅作用于基因片段而非单基因位，避免破坏拓扑序。局部搜索迭代 $T_{\text{pso}}=30$ 次后，将改进解重新注入主种群，形成全局局部

双向信息流动，提升前沿均匀性与收敛精度。

步骤 5: 迭代终止判定。算法终止条件设置为双重判定模式，当外部档案连续 50 代未更新 ($G_{\text{stag}}=50$)，或是算法迭代次数达到最大迭代上限 500 代，满足任一条件即可终止迭代运算。算法终止后，输出最终外部档案集 A^* ，该集合即为近似 Pareto 最优前沿，可供多目标决策参考。

2 实验与分析

2.1 实验数据

本次实验以航空货运密集仓储场景下的仓库控制系统 WCS 为对象。实验货架采用 10 层、20 列的工程布置方案，单货位尺寸统一设置为 $1.2\text{ m} \times 1.2\text{ m}$ 。本文采用 (x, y) 二维坐标形式标定货位位置，其中列序号为横坐标 x ，层序号为纵坐标 y 。实验选用的堆垛机设备水平运行速度为 1.5 m/s ，垂直运行速度为 1.0 m/s ，水平、垂直方向加速度分别为 0.4 m/s^2 、 0.3 m/s^2 。

实验数据取自某航空货运仓库真实作业记录，原始任务包含 13 项入库任务与 12 项出库任务。为满足出入库任务成对运算的实验要求、保证任务数量匹配，需增设一项虚拟出库任务，坐标设定 $(0, 0)$ ，使两类任务数量统一为 13 项。

完成数据预处理后，将全部作业任务依次编号为 1~13，并按照预设顺序完成出入库任务配对。实验任务配对方案以及各货位坐标参数整理如表 1 所示。

结合表 1 的配对规则，堆垛机严格依照既定次序完成各项作业任务。

表 1 初始入库和出库任务配对表

入库任务 编号	入库货位 坐标	出库任务 编号	出库货位 坐标	里程 /m
1	(3, 4)	1	(12, 2)	26.39
2	(12, 8)	2	(14, 9)	33.30
3	(4, 10)	3	(10, 9)	30.31
4	(4, 7)	4	(17, 1)	39.41
5	(15, 2)	5	(7, 8)	35.76
6	(6, 9)	6	(8, 5)	24.72
7	(18, 6)	7	(1, 9)	45.29
8	(5, 3)	8	(15, 6)	32.43
9	(16, 8)	9	(19, 4)	42.31
10	(7, 6)	10	(7, 2)	20.50
11	(13, 4)	11	(3, 9)	34.27
12	(17, 5)	12	(17, 4)	36.18
13	(11, 3)	13	(0, 0)	22.80
总里程				423.67

图 2 呈现了堆垛机组合作业的运行轨迹：设备从仓储原点出发，抵达指定入库货位，完成货物入库后转运至出库货位，作业结束后再次返回原点。

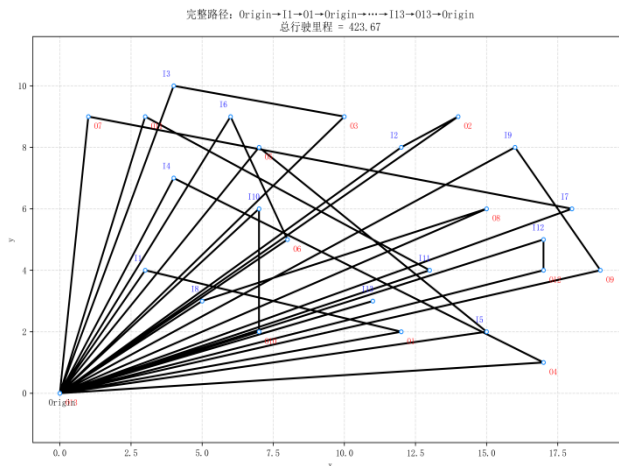


图 2 堆垛机按表 1 任务执行路径

本文采用欧氏距离求解各任务货位之间的空间直线距离，把每一组任务对应的行走距离统一录入表 1 末尾列。经计算，基准方案下堆垛机全程行走总路程为 423.67 m ，整体作业耗时 357.50 s （已包含货物装卸环节耗时），控制时距计算方法均遵循此前建模逻辑。

2.2 评价指标

为量化算法全局搜索能力与优化成效，本文选取成功率、相对改善率两项核心评价指标，具体设定如下：

(1) 成功率 (β)：通过多组重复仿真实验，统计算法能够收敛到最优解集的频次占比，反映算法全局寻优的稳定程度，计算方式为：

$$\beta = \frac{m}{N} \times 100\% \quad (10)$$

式中： m 是命中最优解的实验次数， N 为总实验次数，本文设置 $N=20$ 。

(2) 相对改善率 (γ)：以基准方案的作业时长为参照，量化智能算法对任务调度方案的优化提升幅度，以作业时长下降百分比作为评价依据，计算方式为：

$$\gamma = \frac{a-b}{a} \times 100\% \quad (11)$$

式中： a 为基准方案总作业时间（取表 1 值 357.50 s ）， b 为算法优化后总作业时间。该指标数值越高，说明算法对仓储作业流程的优化提升效果越明显。

2.3 参数设置

为保障对比实验公平性，本文对 HGAM 及所有对照算法进行统一参数设定，如表 2 所示。所有算法均在相同实验环境下独立运行 20 次。

表 2 参数设置

序号	参数	值	说明
1	N_p	50	种群规模
2	$G_{\max}$	500	最大迭代次数
3	$P_{C,\max}$	0.85	最大交叉概率
4	$P_{C,\min}$	0.30	最小交叉概率
5	$p_{m,\max}$	0.10	最大变异概率
6	$p_{m,\min}$	0.005	最小变异概率
7	G_{pso}	20	PSO 局部增强周期
8	N_A	100	外部档案容量

2.4 实验结果

为验证 HGAM 模型在航空货运仓储调度场景下的性能，本文选取以下三种经典算法作为基线模型进行对比：

(1) GA：经典遗传算法。采用经典的单目标遗传算法框架，以最小化总作业时间为目标。该算法使用轮盘赌选择机制、单点交叉策略以及基本的位变异操作，在单目标优化领域广泛应用。

(2) NSGA-II：快速非支配排序多目标遗传算法。依托非支配排序规则结合拥挤距离筛选机制，搭配精英保留策略，能够快速收敛并生成质量优异的 Pareto 近似前沿，适配双目标优化场景，在仓储调度领域应用成熟。

(3) NSGA-III^[13]：该算法为 NSGA-II 的改进版本，引入参考点优化机制，改善高维目标下解集分布不均的问题。其多维空间搜索能力更强，能更加均匀地覆盖复杂求解空间，适配高维多目标优化工况。

实验结果对比分析。在参数一致的情况下，三种基线模型与 HGAM 算法均完成 20 次独立实验后，结果如表 3 所示。

表 3 对比实验结果

算法模型	最优总里程 /m	最优目标函数值 /s	成功率 β /%	相对改善率 γ /%
GA	378.38	320.66	44.00	10.30
NSGA-II	372.99	316.09	60.50	11.58
NSGA-III	372.99	316.09	60.50	11.58
HGAM	346.33	294.17	83.50	18.40

实验结果表明，本文提出的 HGAM 模型以 346.33 m 的最优总里程显著优于所有基线模型，较 NSGA-II/III 缩短 26.66 m，较 GA 缩短 32.05 m，较原始排序序列缩短 77.34 m，验证了其在路径压缩与作业效率提升方面的显著优势。自然地，HGAM 在最优时间目标函数值 / 相对改善率上也同样最优，比 NSGA-II/III 降低 6.9%，比 GA

减少 8.3%，说明在压里程的同时同步压低了加减速非线性时间。

在成功率方面，HGAM 模型比 NSGA-II/III 算法高出 23 个百分点，比 GA 算法高出 39.5 个百分点，表明 HGAM 在 20 次实验中更稳定地命中最优或近最优解。

收敛性方面，图 3 给出平均收敛曲线（20 次平均）。HGAM 在第 89 代即趋于收敛，显著快于 NSGA-II。尽管 HGAM 在收敛速度上略慢于其他两种算法，但其全局搜索能力显著优于对比算法，最终解质量更高。综合上述所有因素考虑，HGAM 模型最优。

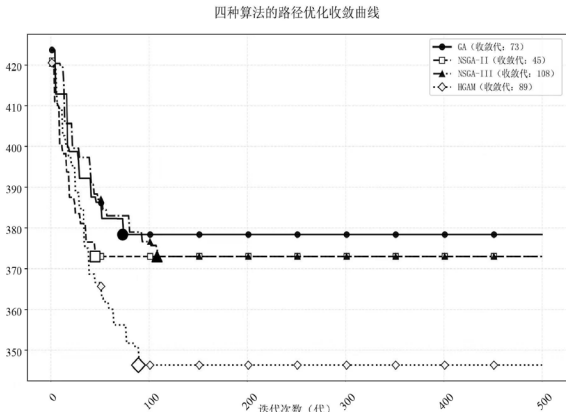


图 3 四种算法 20 次实验的平均收敛曲线

结果可视化方面，经 GA、NSGA-II、NSGA-III 和 HGAM 算法模型优化后的任务配对关系如表 4 所示，执行路径如图 4 所示，粗黑色线条为原始任务路径，灰色为 GA 算法优化后的路径，虚线为 NSGA-II 与 NSGA-III 算法优化后的路径，点线为本文提出的 HGAM 模型优化后的路径。

表 4 各算法模型优化后出库任务排序

原出库任务编号	GA 优化后出库任务顺序	NSGA-II & III 优化后出库任务顺序	HGAM 优化后出库任务顺序
1	13	1	2
2	3	2	3
3	11	3	11
4	7	11	1
5	4	4	4
6	5	5	5
7	9	12	12
8	10	13	13
9	2	6	6
10	6	7	7
11	8	8	8
12	12	9	9
13	1	10	10

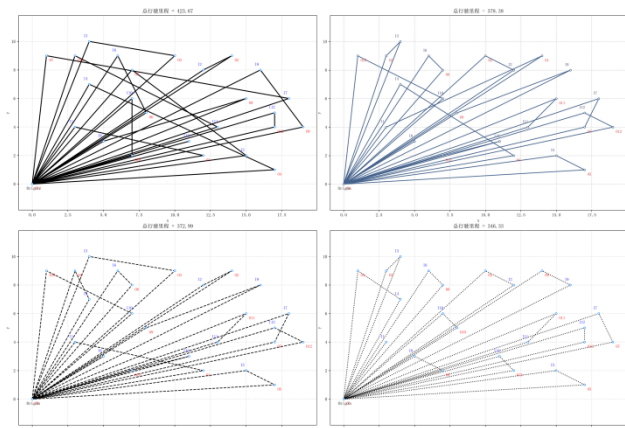


图4 堆垛机执行任务路径对比

3 总结

本文针对航空货运立体仓库中的调度任务场景,提出混合遗传算法 HGAM 用于堆垛机调度优化。研究通过三元组结构完成调度模型重构,搭配分层片段编码方式规避迭代修复流程,大幅降低算法运算损耗。实验基于 13 组真实航空货运作业任务进行,结果表明, HGAM 算法在 89 代即完成收敛;最优短路径缩减至 346.33 m,作业总耗时压缩至 294.17 s,相对改善率最优,验证了 HGAM 在收敛速率、求解质量以及稳定性上的优势,为 WCS 提供了落地性强、部署便捷的调度优化方案。

然而,研究仍存在以下几点不足:任务规模较小,未覆盖高峰时段数百个任务的动态批次;模型仅考虑路径与时间双目标,忽略了任务优先级、特殊货品温湿要求及设备能耗、故障率等多维约束;实验基于静态布局,未考虑仓库维度、货位容量及在线扰动等现实因素。未来工作将引入滚动时域与事件驱动机制,实现动态任务到达下的在线重调度,并构建涵盖优先级、能耗、设备寿命的多目标评价矩阵,采用分解式多目标进化算法提升高维空间搜索能力。通过持续优化,推动航空货运自动化仓储系统向高效、绿色、柔性方向发展。

参考文献:

[1] 褚乘龙. 智能物流背景下仓储管理研究[J]. 中国储运, 2025(9): 25.

[2] 周亚勤, 汪俊亮, 吕志军, 等. 密集仓储环境下多 AGV/ RGV 调度方法研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10): 245-256.

[3] Zhao Runchen, Du Haibo, Sun Xunhong, et al. Structural design and kinematic analysis of fully automated material handling robots for warehouse logistics[C]//2024 3rd Conference on Fully Actuated System Theory and Applications (FASTA).

Piscataway: IEEE, 2024: 1259-1264.

[4] 韩东亚, 陈然, 余玉刚, 等. 自动化立体仓库中出入库任务顺序与出库位置选择集成优化研究[J]. 中国管理科学, 2020, 28(10): 156-164.

[5] 谢涛, 陈火旺, 康立山. 多目标优化的演化算法[J]. 计算机学报, 2003(8): 997-1003.

[6] Sun Xiang, Guo Shunsheng, Guo Jun, et al. A Pareto-based hybrid genetic simulated annealing algorithm for multi-objective hybrid production line balancing problem considering disassembly and assembly[J]. International Journal of Production Research, 2024, 62(13): 4809-4830.

[7] 张越, 史晓红, 任轩禾, 等. 基于货物需求约束的航空货运网络调度优化模型[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(35): 15293-15302.

[8] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[9] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.

[10] Vie A, Kleinnijenhuis A M, Farmer D J. Qualities, challenges and future of genetic algorithms: a literature review[PP/OL]. (2021-09-13)[2026-05-28]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.05277>.

[11] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004(5): 87-94.

[12] Katoch S, Chauhan S S, Kumar V. A review on genetic algorithm: past, present, and future[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80: 8091-8126.

[13] Li Bindong, Li Jinhong, Tang Ke, et al. Many-objective evolutionary algorithms: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2016, 48(1): 1-35.

【作者简介】

李知微(1997—), 女, 河南焦作人, 硕士, 助理工程师, 研究方向: 智慧物流技术与信息化在航空物流领域中的应用。
(收稿日期: 2025-11-07 修回日期: 2026-06-08)