

# 货物关联性和优先级约束下的多目标异构 AGV 调度问题研究

唐静, 孟祥虎, 黄文, 高伟

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

**摘要:** 针对复杂多目标异构自动引导车调度问题 (MOSPFA-CP), 综合考虑货物关联性与优先级, 建立融合违约成本、客户信誉度、拣选时间要求、货物需求量及客户等级等优先级因素的多目标优化模型。为高效求解该问题, 提出一种改进的混合变邻域搜索算法 (hybrid variable neighborhood search, HVNS), 其采用两阶段聚类与随机成本最优机制生成高质量的初始解, 通过关联性破坏重组机制实现邻域扰动以避免早熟收敛, 并结合多种邻域变换操作执行全局搜索以获得优质的可行解。采用 IACO, GAVNS 及改进的 HVNS 算法进行仿真实验, 基于求解质量、收敛性、帕累托前沿等性能指标比较验证改进算法求解 MOSPFA-CP 的有效性。结果表明: 改进 HVNS 在解质量上较对比算法提升 30%~40%, 且收敛性和帕累托前沿指标均表现出显著优势, 验证了该算法求解 MOSPFA-CP 的有效性。

**关键词:** 自动引导车 (AGV); 调度; 货物; 关联性; 优先级; 多目标优化; 智慧物流; 变邻域搜索算法

**中图分类号:** TP 242.6 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24115



## Research on Multi-objective Scheduling Problem of Heterogeneous AGVs with Cargo Correlation and Priority

TANG Jing, MENG Xianghu, HUANG Wen, GAO Wei

(School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

**Abstract:** For the complex multi-objective scheduling problem of heterogeneous autonomous guided vehicle (MOSPFA-CP), considering both item correlation and priority constraints, a multi-objective optimization model was established. The model incorporated priority factors including penalty costs, customer credibility, order picking time requirements, item demand quantities, and customer grades. To efficiently solve this problem, an improved hybrid variable neighborhood search (HVNS) algorithm was proposed. A two-stage clustering combined with stochastic cost optimization mechanism was employed to generate high-quality initial solutions. A correlation-disruptive recombination mechanism was designed to perform neighborhood perturbations, and prevent the algorithm from premature convergence. Multiple neighborhood transformation operations were employed to execute a global search, and obtain higher-quality feasible solutions. Simulation experiments were conducted using IACO, GAVNS, and the improved HVNS algorithm. The effectiveness of the enhanced algorithm in solving MOSPFA-CP was validated by

收稿日期: 2024-06-27

基金项目: 安徽省高校自然科学基金项目 (KJ2021A0410)

作者简介: 唐静 (1993—), 女, 安徽天长人, 助理实验师, 主要研究方向为群智能计算。

通信作者: 孟祥虎 (1986—), 男, 山东枣庄人, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能优化调度。

引文格式: 唐静, 孟祥虎, 黄文, 等. 货物关联性和优先级约束下的多目标异构 AGV 调度问题研究 [J]. 安徽工业大学学报 (自然科学版), 2025, 42(3):276-286.

comparing performance metrics such as solution quality, convergence behavior, and Pareto front. The improved HVNS demonstrates a 30%–40% enhancement in solution quality compared to benchmark algorithms, while also exhibiting significant advantages in both convergence performance and Pareto front metrics, thereby validating its efficacy in solving MOSPHA-CP problems.

**Keywords:** automatic guided vehicle (AGV); scheduling; cargo; relevance; priority; multi-objective optimization; smart logistics; variable neighborhood search

自动引导车 (automatic guided vehicle, AGV) 是一种配备电磁或光学自动导引装置的无人运输设备。该设备通过集成高精度导航技术<sup>[1]</sup>、先进运动控制系统<sup>[2]</sup>及视觉与无线定位技术<sup>[3]</sup>,有效解决了传统制造环境中生产效率低下、物料搬运重复作业等问题,目前已被广泛用于智能制造、物流仓储<sup>[4]</sup>、医疗卫生<sup>[5]</sup>等领域,成为现代工业自动化升级和智慧物流发展的核心设备。近年,在人工智能、物联网和5G通信等新兴技术的推动下,AGV系统正朝着智能化、协作化和环保化的方向快速演进,其在现代工业生产体系中的战略地位日益凸显。根据设备型号差异,AGV系统可分为同构和异构两类:同构型系统由完全相同的AGV单元组成,各单元的运载性能一致;异构型系统则包含不同型号的AGV,各设备在运载能力等方面差异显著。由于异构AGV系统存在功能多样化,导致其在生产作业过程中会产生复杂的任务耦合关系。在当前复杂的工业应用场景下,实现多台异构AGV的高效协同调度,在确保安全运行的前提下提升作业效率,仍是制约行业发展的关键技术瓶颈。因此,研究和解决异构AGV系统调度作业问题,不仅能够显著提高作业效率和降低能源消耗,更能实现制造资源的优化配置和多样化生产需求的灵活响应,这对促进制造业和物流业的可持续发展具有重要的战略价值。

对AGV系统进行路径规划<sup>[6]</sup>与任务调度<sup>[7]</sup>优化是提高其工作效率的有效方法。当前路径规划算法可分为传统搜索算法、群智能进化算法及深度学习算法等<sup>[8]</sup>。传统搜索算法仅适用于小规模AGV调度问题求解;而群智能进化算法通过种群并行机制搜索,适用于大规模AGV路径规划求解,如陈仁胜等<sup>[9]</sup>设计的基于混合学习策略的改进非支配遗传算法 (non-dominated sorting genetic algorithm II NSGA-II),可有效求解充电约束下可变速AGV与机器绿色集成调度模型,实现更低能耗及更短完工时间;深度学习算法通过训练深度神经网络实现智能

决策,如黄岩松等<sup>[10]</sup>提出的基于深度Q网络 (deep Q-networks, DQN) 的AGV全局路径规划求解模型,在多终点场景下表现出较强的规划能力,但存在训练时间较长的问题。针对多AGV任务调度,李晓辉等<sup>[11]</sup>研究了电池约束条件下的柔性车间作业调度问题,有效缩小了最大完工时间,但优化目标较单一。针对多异构AGV调度中的载重差异<sup>[12]</sup>、成本波动<sup>[13]</sup>及能耗优化<sup>[14]</sup>等复杂约束,当前研究通过多目标建模与智能算法改进显著提升了系统性能。Zou等<sup>[15]</sup>提出的双目标优化框架将能耗最小化与安全度最大化相结合,并通过设计两点交叉算子强化遗传算法的局部搜索能力,在保证运输安全性的同时兼顾了最小能源消耗;肖海宁等<sup>[16]</sup>针对最大化最紧迫任务剩余时间和最小化阻塞路径数双目标,建立AGV调度数学模型,通过构建多目标数学模型并采用改进非支配排序算法实现高效求解。

现有研究主要聚焦异构AGV优化以提高工作效率,而探究其与货物的运载关系对系统效率同样关键<sup>[17]</sup>。薛啟瑞<sup>[18]</sup>将应急物资紧缺度作为AGV服务优先级构建运输救援模型,提高了救援效率;高子健等<sup>[19]</sup>通过对货物进行优先级划分,建立带有时间窗的多车型车辆路径模型,改进了配送效率。然而现有研究优先级模型过于简单,难以描述复杂优先运载场景。研究<sup>[20-21]</sup>表明货物间存在关联性,通过数据挖掘与聚类将相关货物就近存储可优化AGV拣选效率,同时考虑货物优先级和关联性双重约束,可有效减小AGV行驶距离、搜寻时间及货架访问次数。鉴于此,构建考虑货物关联性和优先级约束的多目标异构AGV作业调度 (multi-objective scheduling problem of heterogeneous AGVs with cargos' correlation and priority, MOSPHA-CP) 模型,改进混合变邻域搜索算法 (hybrid variable neighborhood search, HVNS) 进行求解,通过仿真验证HVNS有效性,以期为AGV作业调度提供理论指导与决策依据,助力相关企业实现节能增效。

## 1 多目标异构 AGV 作业调度模型的构建

本文构建的多目标异构 AGV 作业调度模型以 AGV 行驶成本和电量消耗为双重优化目标。其中: AGV 行驶成本包含固定成本和货物混合优先成本; 电量消耗成本为 AGV 在行驶过程中运输货物产生的电量消耗成本。

### 1.1 货物混合优先级模型

基于订单违约成本、客户信誉度、拣选时间窗要求、订单需求量、客户等级 5 个指标确定客户货物的优先级, 为 AGV 提供合理的拣选顺序。在仓储中心, 客户的货物通过不同类型 AGV 运输到  $n$  个货物点, AGV 类型集合  $K = \{1, 2, \dots, k\}$ , 货物点集合为  $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 。令货物  $i \in V$  的订单违约成本为  $c_i$ , 购买货物  $i$  的客户信誉度为  $o_i$ , 货物点  $i$  的拣选开始时间与可接受拣选的最晚时间分别为  $t_i^{p0}$  和  $t_i^{p1}$ , 货物点  $i$  的货物需求数量为  $q_i$ , 购买货物的客户等级为  $g_i$ 。定义货物点  $i$  的混合优先级为  $\Gamma_i$ , 如式 (1):

$$\Gamma_i = \frac{c_i^\alpha o_i^\beta q_i^\gamma g_i^\delta}{(t_i^{p1} - t_i^{p0})^\theta}, \quad \forall i \in V \quad (1)$$

其中  $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \theta$  为各指标权重, 且  $\alpha + \beta + \gamma + \delta + \theta = 1$ 。

### 1.2 AGV 电量消耗模型

AGV 在完成拣选任务过程中电压和电流均并非恒定, 文中采用克服阻力做功的方式计算电量消耗, 即采用式 (2) 计算单位距离和单位负载下  $l$  型号 AGV 的电量消耗  $Q_0$ , 该型号 AGV 从货物点  $i$  行驶到货物点  $j$  的消耗电量  $Q_{ij}$  计算公式如式 (3)。在设定 AGV 以单位速度行驶并考虑载重影响后, 最终得到如式 (4) 所示的 AGV 电量消耗计算公式。

$$Q_0 = \int u(t) \cdot i(t) dt, \quad \forall l \in K \quad (2)$$

$$Q_{ijl} = Q_0 d_{ij} = \int u(t) \cdot i(t) dt \cdot d_{ij}, \quad i, j \in V, \forall l \in K \quad (3)$$

$$Q_l = \sum_i \sum_j Q_{ijl} m_{ij} = \sum_i \sum_j Q_{ijl} (m_{i0} + m_{ijl}) \quad (4)$$

$$i, j \in V, \forall l \in K$$

### 1.3 MOSPHA-CP 模型

MOSPCHA-CP 可定义为 1 个无向图  $G = (V, E)$ , 其中  $V = \{0, 1, \dots, n\}$  表示节点集合,  $E$  表示边的集合。在仓储中心环境下, 安排  $k$  种不同型号的 AGV 拣选货物点集合  $V$  中的货物。其中: 拣选工作台编码为货物点 0; 每条边的集合  $E = \{(i, j) | i, j \in V\}$ ; 边的权重

为  $d_{ij}$ , 表示 AGV 从货物点  $i$  到  $j$  的行驶距离。此外, 模型设每个货物点仅允许被 AGV 拣选一次, 且各型号 AGV 在运输过程中所载货物总质量均不得超过其额定载重容量。令矩阵  $R$  表示不同批次下货物的关联性, 如式 (5)。  $R_l$  表示第  $l$  种型号 AGV 服务的货物点关联性集合,  $R_l = \{i | r_{li} = 1, i \in V\}, l \in K$ ;  $r_{li}$  表示第  $l$  种 AGV 对第  $i$  个货物点的关联性。

$$R = [r_{li}]_{k \times n} = \begin{matrix} R_1 & \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ R_2 & \\ \vdots & \\ R_k & \end{matrix} \quad \forall l \in K, \forall i \in V \quad (5)$$

令  $A$  为货物-AGV 型号匹配矩阵, 表示货物点和 AGV 类型的对应匹配关系, 具体表达如式 (6):

$$A = [a_{il}]_{n \times k} = \begin{matrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\ \end{matrix} \quad \forall i \in V, \forall l \in K \quad (6)$$

矩阵  $A$  的行向量表示可以为货物点  $i$  提供拣选服务的 AGV 型号约束向量, 即为货物点  $i$  提供拣选服务的 AGV 型号集合  $S_i, S_i = \{l | a_{il} = 1, l \in K\}, i \in V, 1 \leq |S_i| \leq k$ 。其中  $a_{il} = 1$ , 表示第  $i$  个货物点被第  $l$  种型号 AGV 访问。矩阵  $A$  的列向量  $A_l$  表示  $l$  型 AGV 可拣选的货物点集合  $A_l = \{i | a_{il} = 1, i \in V\}, l \in K, 1 \leq |A_l| \leq n$ 。

MOSPCHA-CP 的数学模型如下。

$$F_1 = \sum_i \sum_j \sum_l C_{ijl}^l x_{ijl} + \sum_i \Gamma_i \varphi(t_i), \quad i, j \in V, \forall l \in K \quad (7)$$

$$\varphi(t_i) = C_1 \begin{cases} t_i^{p1} - t_i, & t_i < t_i^{p1} \\ +\infty, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

$$F_2 = \sum_i \sum_j \sum_l x_{ijl} Q_l = \sum_i \sum_j \sum_l x_{ijl} Q_{ijl} (m_{i0} + m_{ijl}) \quad (9)$$

$$i, j \in V, \forall l \in K$$

其中:  $F_1$  为 AGV 行驶成本;  $F_2$  为 AGV 消耗电量成本。MOSPCHA-CP 求解目标为 AGV 行驶成本与消耗电量成本最小化, 其目标函数如式 (10):

$$\min F(X) = \min\{F_1, F_2\} \quad (10)$$

约束条件如式 (11)~(19)。

MOSPCHA-CP 模型涉及的符号如表 1。

表 1 符号定义

Tab. 1 Symbol definition

符号	定义	符号	定义
$V_l$	$l$ 型AGV拣选的货物点集合	$\Gamma_i$	货物 $i$ 的拣选优先级指数
$R$	货物关联性矩阵	$t_i^0$	货物 $i$ 的拣选允许开始时间
$R_l$	$l$ 型AGV服务的关联货物点集合	$t_i^1$	货物 $i$ 可接受拣选的最晚时间
$u_{il}$	$l$ 型AGV到货物点 $i$ 时经过的货物点数量	$Q_{ijl}$	$l$ 型AGV从 $i$ 行驶到 $j$ 的消耗电量
$m_l$	$l$ 型AGV的载重上限	$Q_{lo}$	$l$ 型AGV的单位距离消耗电量
$m_{l0}$	$l$ 型AGV的空载质量	$Q_l$	$l$ 型AGV的电量消耗
$m_{lf}$	$l$ 型AGV的总质量	$v_l^p$	$l$ 型AGV拣选货物的速度
$m_i^p$	货物点 $i$ 拣选货物的质量	$v_l$	$l$ 型AGV的行驶速度
$m_{ijl}$	$l$ 型AGV从 $i$ 到 $j$ 时的负载	$t_i$	到达货物点 $i$ 的时间
$C_{ij}^l$	$l$ 型AGV行驶的固定成本	$t_i^p$	拣选货物点 $i$ 所需时间
$C_1$	单位时间内违背时间窗惩罚成本	$S_i$	$i$ 号货物点可使用的AGV集合
$d_{ij}$	AGV从货物点 $i$ 到 $j$ 的距离	$A$	货物-AGV型号关联矩阵
$x_{ijl}$	决策变量, $x_{ijl} \in \{0, 1\}$	$A_l$	$l$ 型AGV可拣选的货物点集合
$i, j$	节点编号, $i, j \in V$	$l$	AGV的型号 $l, l \in K$

所有 AGV 均从编号为 0 的拣选工作台出发, 完成货物拣选任务后必须返回该工作台, 其数学表达式如下:

$$\sum_i x_{i0l} = 1, \sum_i x_{0il} = 1, \forall i \in V, \forall l \in K \quad (11)$$

任一货物点仅允许被 AGV 拣选一次, 其数学表达式如下:

$$\sum_i \sum_l x_{ijl} = 1, \sum_i \sum_l x_{jil} = 1, i \neq j, \forall i \in V, \forall l \in S_i \quad (12)$$

当 AGV 到达目标货架完成拣货作业后, 必须立即驶离该货架, 其数学表达式如下:

$$\sum_j x_{ijl} = \sum_i x_{jil}, i \neq j, \forall i, j \in V, l \in S_i \quad (13)$$

AGV 在执行拣选任务过程中, 拣选货物的质量不得超过 AGV 的最大载重, 其数学表达式如下:

$$\sum_i m_i^p x_{ijl} \leq m_l, \forall i, j \in A_l, \forall l \in K \quad (14)$$

AGV 到达货物点  $i$  的时间  $t_i$  必须在其约束的时间窗范围, 其数学表达式如下:

$$t_i^0 \leq t_i \leq t_i^1, i \in V \quad (15)$$

AGV 在货物点  $i$  拣选过程中耗费时间的数学表达式如下:

$$t_i^p = \frac{m_i^p}{v_l^p}, \forall i \in V \quad (16)$$

AGV 从当前位置抵达下一目标货架所需时间由式 (17) 计算给出。

$$t_j = t_i^p + \frac{d_{ij}}{v_l}, i, j \in V \quad (17)$$

为防止在 AGV 拣选路径中出现子环, 引入辅助变量  $u_{il}$ , 其数学表达式如下:

$$u_{il} - u_{jl} + n \times x_{ijl} \leq n - 1, \forall i, j \in V, u_{il}, u_{jl} \in Z^+, \forall l \in K \quad (18)$$

指定关联性的货物由同一类型的 AGV 拣选, 其数学表达式如下:

$$\sum_i \sum_j (x_{ijl} + x_{jil}) = \sum_i \sum_b (x_{ibl} + x_{bil}) \quad \forall j, b \in R_l, j \neq b, l \in K, i \in V \quad (19)$$

## 2 HVNS 算法的改进

变邻域搜索算法 (variable neighborhood search, VNS) 是一种结构简单且高效的优化算法, 因其良好的算法融合性而被广泛应用于求解各类优化问题<sup>[22]</sup>。本文提出一种改进的混合变邻域搜索算法 (hybrid variable neighborhood search, HVNS) 用于求解 MOSPHA-CP, 该算法通过两阶段聚类和随机成本最优机制构建初始解, 采用关联性破坏重组机制实

现邻域扰动,并融合多种邻域变换操作以增强解空间搜索能力。

### 2.1 编码方式

文中采用基于货物关联性和 AGV 类型的多段混合编码方案,以 AGV 为编码单元对拣选任务进行分段编码。算法设定所有 AGV 均从编号为 0 的拣选工作台出发,要求具有关联性的货物必须由同一 AGV 完成拣选,例如路径  $Route_1: \{0, 1, 2, 3, 8, 9, 0\}$  表示 AGV1 从工作台 0 出发依次拣选关联货物点 1, 2, 3, 8, 9 后返回工作台 0; 同理  $Route_2: \{0, 4, 5, 6, 7, 10, 0\}$  表示 AGV2 依次完成另一组关联货物点 4, 5, 6, 7, 10 的拣选任务后返回工作台 0。

### 2.2 初始解的生成

#### 2.2.1 两阶段聚类算法

算法的求解效率依赖于初始解,良好的初始解可使算法在较短时间内获得全局最优或次优解。文中采取两阶段聚类算法 (two-stage clustering algorithm, TSCA) 对货物点进行预处理,在 TSCA 初始阶段,对非关联型货物点进行聚类,计算货物点的聚类中心;然后,根据距离和聚类中心将关联型货物点进行聚类,具体步骤如图 1。令  $R_l$  为  $l$  型 AGV 服务的非关联型货物点集合,  $W^l$  为两阶段聚类算法输出的货物点集合。

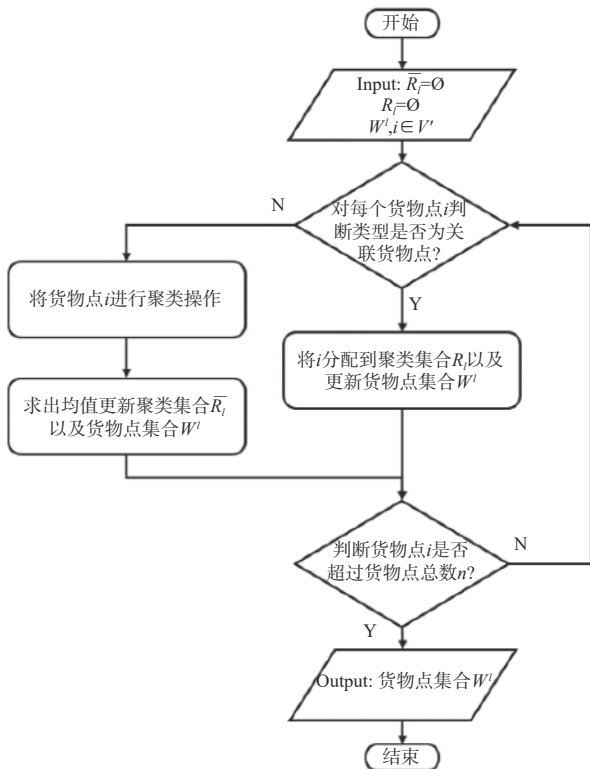


图1 TSCA 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of TSCA

#### 2.2.2 随机成本最优机制

采用随机成本最优机制,通过计算各货物点在不同插入位置的成本变化,以概率方式选择最优或次优位置,将货物点随机分配到成本较低的可行位置,从而快速构建质量较高的初始解。该机制在保证解多样性的同时提升初始解质量,具体实施步骤如图 2。其中  $U$  为获得的 AGV 路径初始解。

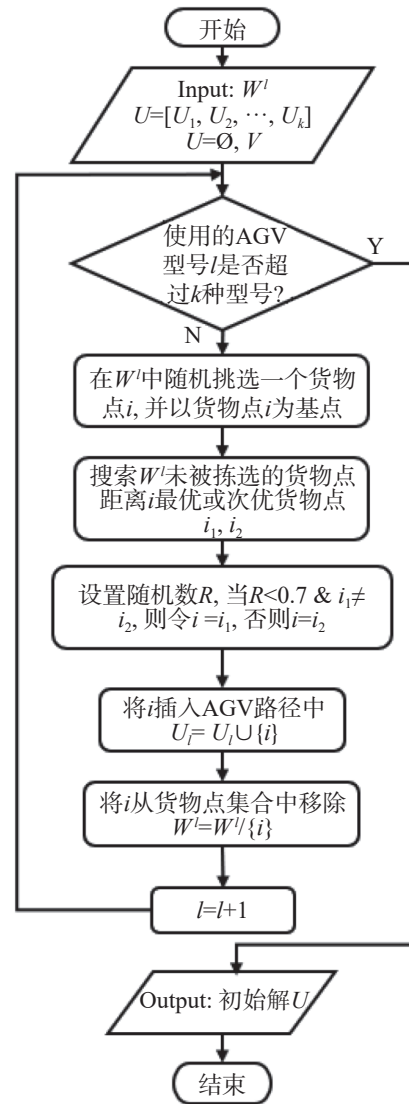


图2 随机成本最优机制流程图

Fig. 2 Flowchart of stochastic cost optimal mechanism

### 2.3 邻域扰动操作

提出具有关联性的破坏重组机制,通过对初始解中具有关联性的货物点进行破坏操作形成路径片段,再基于关联性分析将具有空间或时序关联性的货物点插入到路径片段中重构新路径。该机制通过破坏-重组策略实现解空间的探索与开发,具体算法流程如图 3。其中  $U$  为随机成本最优机制获得的初始解,  $m_l$  为  $l$  型 AGV 的载重上限。

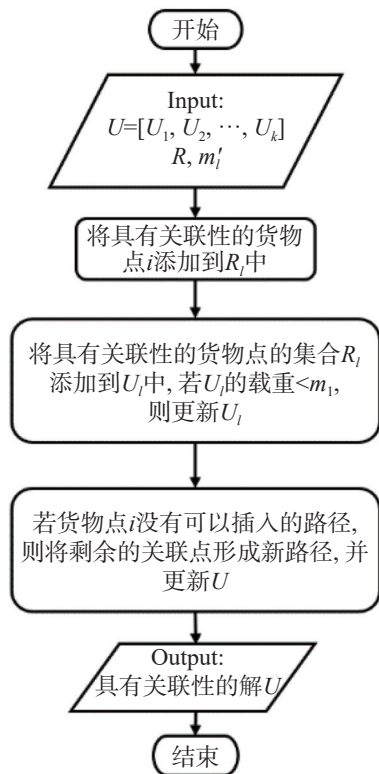


图3 具有关联性的破坏重组机制算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the relevance-based disruption and reorganization mechanism algorithm

2.4 全局邻域搜索操作

为充分探索解空间的多样性并提升局部搜索能力, 采用 3 种互补性邻域变换搜索操作 (单点插入、两点交换及 2-OPT) 协同作用实现解空间的全面探测与优化。

2.4.1 单点插入操作

将单点插入操作作用于同一 AGV, 其所有位置均可插入货物点。如图 4 所示将 Route<sub>1</sub> 中的 5 号货物点插入到货物点 2 与 3 之间, 并更新路径, 若路径得到优化则保留本次操作。

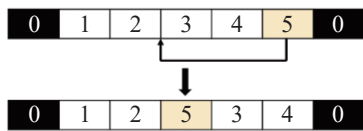


图4 单点插入操作示意图

Fig. 4 Schematic diagram of single-point insertion operation

2.4.2 两点交换操作

对同一 AGV 拣选路径中的货物点随机进行两点拣选顺序。如图 5 所示在 Route<sub>1</sub> 中将货物点 4, 5 交换位置更新路径为 Route<sub>2</sub>。

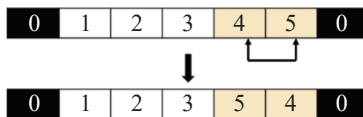


图5 两点交换操作示意图

Fig. 5 Schematic diagram of two-point crossover operation

2.4.3 2-OPT 操作

对于某一路径, 每次通过交换 2 条边进行路径优化。如图 6 所示, 将 Route<sub>1</sub> 中货物点 2, 3 和 4 的顺序进行翻转, 生成新路径; 随后评估交换后的路径性能, 若优化目标有所改善, 则保留此次调整。

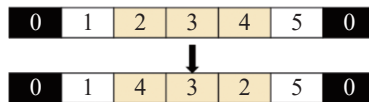


图6 2-OPT 操作示意图

Fig. 6 Schematic diagram of 2-OPT operation

综上可知: HVNS 算法首先通过两阶段聚类操作和随机成本最优机制生成初始解。随后运用关联性破坏重组机制对解结构进行智能扰动, 在保持关键路径特征的同时拓展新的搜索空间。在深度优化阶段, 算法有机整合单点插入的局部调整、两点交换的路径协同优化以及 2-OPT 的拓扑结构改进 3 种邻域操作, 通过多尺度搜索策略实现解空间的系统探索, 确保 HVNS 的种群能够获得优质解集。图 7 为 HVNS 算法流程图。

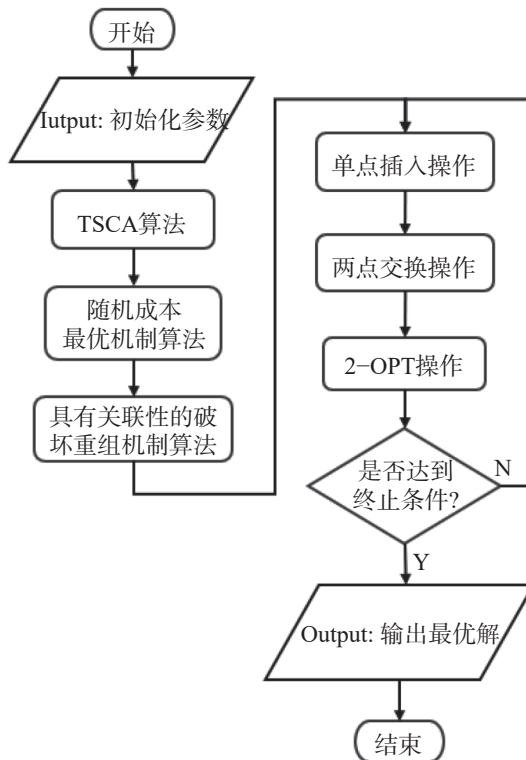


图7 HVNS 算法流程图

Fig. 7 Flowchart of HVNS algorithm

3 仿真实验与结果分析

Gurobi 是一种使用基于精确算法的优化求解器, 广泛用于各类组合优化问题的求解。为验证 HVNS 算法在求解 MOSPHA-CP 上的有效性, 将其

与 Gurobi、遗传变邻域算法 (genetic algorithm with variable neighborhood search, GAVNS)<sup>[23]</sup> 和增强型蚁群算法 (improved ant colony optimization, IACO)<sup>[24]</sup> 进行对比仿真实验。采用 Python 编程实现所有算法, 硬件环境为 CPU 主频 2.59 GHz、16 GB 运行内存的 Windows10 系统的计算机。MOSPFA-CP 数据集包括订单信息、货物点坐标, 订单信息包括货物拣选时间窗间隔、需求量、违约成本、客户信誉度、客户登记、货物关联性。货物拣选时间甘特图示例如图 8, 完整数据集见网址 <https://gitee.com/keytol/mxh-vrp-gw.git>。

随机设定货物关联性约束, 由仓储机器人同一批次拣选出库。例如在 PR202 中货物点 {12,13,14},

{20,24}, {45,46}, {64,65}, {76,77} 为多个客户购买的多个货物, 这些货物由 AGV 同一批次拣选出库, 具体信息如表 2。

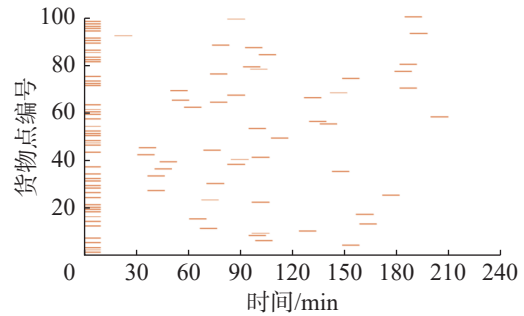


图8 PR\_103 案例的商品拣选时间甘特图  
Fig. 8 Gantt chart of product picking time for PR\_103 case

表 2 部分订单关联信息

Tab. 2 Some order association information

测试案例	同一批次货物点编号
P201	{11,12,13}, {18,19,20}, {24,26,27}, {47,48,29}, {88,89,90}
P202	{2,3,4,5}, {15,16,17,18}, {33,34,36,38}, {52,55,59}
P203	{3,4}, {18,19}, {24,25}, {45,46,47,48}, {57,58,59}, {90,92,93}
PR101	{1,2,3}, {21,22,24}, {53,54,55}, {69,70,71}
PR102	{3,4,5}, {50,51,53}, {79,80,81}
PR103	{3,4,5}, {22,23,24}, {54,55}, {87,88,89}
PR201	{3,5,7}, {19,22,24}, {33,34}, {53,54}
PR202	{12,13,14}, {20,24}, {45,46}, {64,65}, {76,77}

### 3.1 算法的求解性能

采用 Gurobi 对表 2 中 P 与 PR 系列数据集进行问题测试, 并同 HVNS 算法的求解性能结果进行比

较。选取 4 个案例中前 25 个货物点的求解结果构成表 3 中的小规模测试案例。表 3 中  $F_1$  为 AGV 行驶成本,  $F_2$  为 AGV 消耗电量成本, 计算耗时为  $t$ 。

表 3 HVNS 和 Gurobi 的案例测试结果

Tab. 3 Case test results of HVNS and Gurobi

案例	HVNS			Gurobi		
	$F_1$ /元	$F_2$ /元	$t$ /s	$F_1$ /元	$F_2$ /元	$t$ /s
P_01_25	250.17	321.26	13.56	250.17	321.26	242.97
P_02_25	322.88	303.28	16.53	322.88	303.28	201.50
P_03_25	180.95	235.36	10.97	180.95	235.36	14.00
P_04_25	169.40	197.72	13.14	169.40	197.72	19.60

由表 3 可知: 对于案例 P\_03\_25 和 P\_04\_25, HVNS 可求解到与 Gurobi 一致的最优解, 计算耗时相当; 但在求解关联性货物点分布散乱的案例 P\_01\_25 和 P\_02\_25 时, Gurobi 求解耗时过长。例如, 在 P\_01\_25 测试案例中 HVNS 耗时 (13.56 s) 仅为 Gurobi 的 5.6%; 在 P\_02\_25 测试案例中 HVNS 耗时仅为 Gurobi 的 8.2%, 且依然求解到最优解。由此可见, 在求解小规模测试案例上 HVNS 具有良好

的求解性能。

### 3.2 算法的求解质量

为全面评估 HVNS 算法的性能优势, 在解质量维度将其与 IACO 和 GAVNS 进行对比分析, 测试结果见表 4。其中  $\mu_{F_1}$  表示 AGV 平均行驶成本,  $\sigma_{F_1}$  表示 AGV 行驶成本标准差,  $\mu_{F_2}$  表示 AGV 平均消耗电量成本,  $\sigma_{F_2}$  表示 AGV 消耗电量标准差, 最优值用黑体表示。

表 4 HVNS, IACO 和 GAVNS 案例的测试结果

Tab. 4 Results of HVNS, IACO and GAVNS

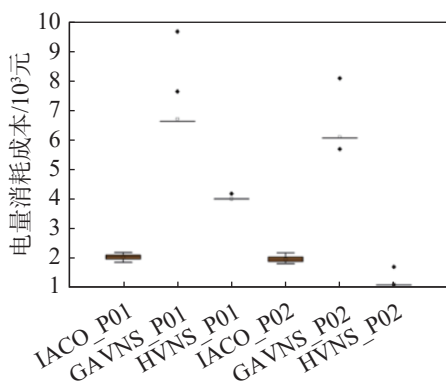
案例	IACO				GAVNS				HVNS			
	$\mu_{F_1}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_1}$	$\mu_{F_2}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_2}$	$\mu_{F_1}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_1}$	$\mu_{F_2}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_2}$	$\mu_{F_1}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_1}$	$\mu_{F_2}/\bar{\text{元}}$	$\sigma_{F_2}$
P01	3 987.5	77.4	9 386.2	181.3	6 625.9	440.3	9 024.4	192.0	<b>3 961.4</b>	<b>24.4</b>	<b>1 479.1</b>	<b>56.3</b>
P02	1 945.1	88.5	10 020.5	301.8	5 978.6	285.5	8 504.5	111.5	<b>1 094.5</b>	<b>84.2</b>	<b>5 907.4</b>	<b>76.0</b>
P03	1 725.0	79.8	7 799.8	167.3	5 931.2	338.7	7 859.8	297.4	<b>1 166.2</b>	<b>8.9</b>	<b>4 623.0</b>	<b>10.4</b>
平均	2 552.5	81.9	9 068.8	216.8	6 178.5	354.8	8 462.9	200.3	<b>2 074.0</b>	<b>39.2</b>	<b>4 003.2</b>	<b>47.5</b>
PR201	12 193.6	903.0	2 720.3	173.3	31 156.6	3 507.5	14 153	921.2	<b>5 000.9</b>	<b>54.3</b>	<b>1 217.7</b>	<b>10.8</b>
PR202	11 632.7	766.5	3 130.3	144.1	22 762.3	1 284.2	7 571.9	208.2	<b>5 258.3</b>	<b>14.0</b>	<b>1 083.0</b>	<b>5.3</b>
PR203	12 947.7	10 001.0	2 478.3	154.6	28 647.3	2 244.6	8 176.2	296.6	<b>5 273.2</b>	<b>104.0</b>	<b>1 083.0</b>	<b>5.3</b>
平均	12 258.0	889.9	2 776.3	157.3	27 522.0	2 345.4	9 967.3	475.3	<b>5 177.5</b>	<b>57.5</b>	<b>1 127.9</b>	<b>7.1</b>
PRC01	4 146.7	190.3	2 087.3	66.8	10 153.3	220.3	8 089.1	435.0	<b>2 087.3</b>	<b>66.8</b>	<b>6 737.7</b>	<b>26.7</b>
PRC02	4 580.3	150.3	11 278.8	307.9	7 994.9	267.3	10 337.6	343.1	<b>2 525.4</b>	<b>11.0</b>	<b>6 334.3</b>	<b>34.4</b>
PRC03	3 956.0	135.1	13 288.8	279.8	6 888.2	646.3	9 451.4	391.3	<b>6 660.0</b>	<b>10.6</b>	<b>2 752.8</b>	<b>13.8</b>
平均	4 227.7	158.6	8 885.0	218.2	8 345.4	378.0	292.7	389.8	<b>3 757.6</b>	<b>29.4</b>	<b>5 274.9</b>	<b>25.0</b>
PRC201	14 366.2	901.1	2 234.9	154.4	36 012.2	8 056.0	11 380.9	870.0	<b>6 926.9</b>	<b>131.0</b>	<b>1 428.8</b>	<b>21.6</b>
PRC202	15 027.4	968.9	2 294.6	147.9	37 609.9	6 223.1	12 070.3	946.8	<b>6 648.9</b>	<b>85.4</b>	<b>1 239.2</b>	<b>29.9</b>
PRC203	14 649.1	1 171.1	2 346.9	196.0	34 930.6	5 618.7	12 786.6	1 014.4	<b>6 685.1</b>	<b>40.5</b>	<b>1 199.3</b>	<b>22.6</b>
平均	14 680.9	1 013.7	2 292.1	166.1	36 184.2	6 632.6	12 079.2	943.7	<b>6 753.6</b>	<b>85.9</b>	<b>1 289.1</b>	<b>24.7</b>

由表 4 可知: 在 P01~P03 案例中, HVNS 算法在平均行驶成本和耗电量 2 个目标值上优于 IACO 和 GAVNS 算法, 这得益于其融合多种邻域变换机制的协同搜索策略。HVNS 的  $\mu_{F_1}$  平均值为 2 074.0 元, 较 IACO 降低 81.25%, 较 GAVNS 降低 33.57%; HVNS 的标准差  $\sigma_{F_1}$  为 39.2, 较 IACO 降低 47.89%, 较 GAVNS 降低 11.06%。同样, HVNS 的  $\mu_{F_2}$  和  $\sigma_{F_2}$  亦显著优于 IACO 和 GAVNS 算法, 主要归功于关联性破坏重组机制对货物点聚集区域的特异优化能力, 使算法在保持解稳定性的同时实现性能突破。

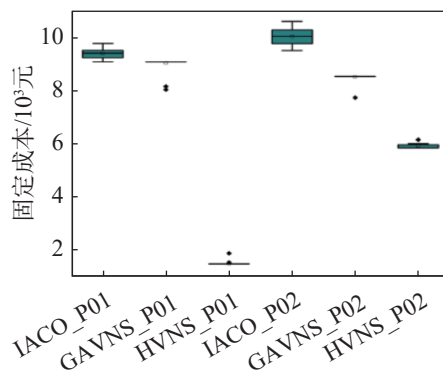
对于 PR 系列案例货物点分布较均匀的特性, 由表 4 中 PR201~PR203 的结果可知: HVNS 算法在各项指标上均优于 IACO 和 GAVNS 算法, 其平均行驶成本 ( $\mu_{F_1}$ ) 为 5 177.5 元, 较 IACO 降低 42.24%, 较

GAVNS 降低 18.81%; HVNS 的  $\sigma_{F_1}$  为 57.5, 较 IACO 降低 6.46%, 较 GAVNS 降低 2.45%; 在消耗电量成本方面, HVNS 同样保持显著优势, 这得益于算法中融合的多重邻域变换机制有效避免了局部最优陷阱, 实现了更优解空间的探索。对于同时包含聚集和分散特性的 PRC 类案例, HVNS 同样展现出卓越的求解性能。

将 HVNS 与 IACO 和 GAVNS 的求解结果进行箱线图对比, 结果如图 9。由图 9 可知: HVNS 算法的箱体尺寸明显短于 IACO 和 GAVNS 算法, 且异常值数量明显减少, 这归因于关联性破坏重组机制将具有关联性的货物点智能分配至同一 AGV 路径, 配合多种邻域变换操作使算法具有更强的稳定性和鲁棒性。



(a) P01~02 电量成本



(b) P01~02 固定成本

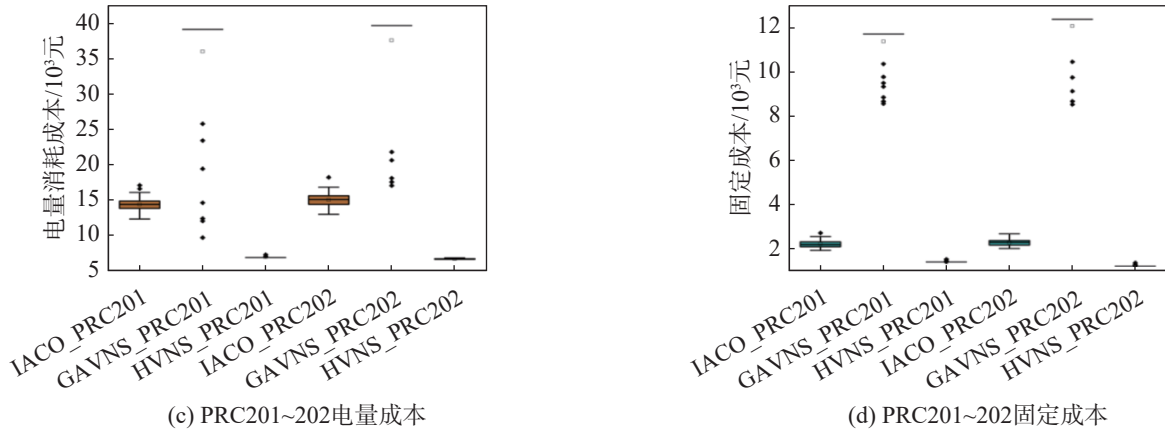


图9 HVNS, IACO 和 GAVNS 求解结果箱型图  
 Fig. 9 Box plot of the solution results of HVNS, IACO and GAVNS

### 3.3 算法的收敛性

图 10 为 HVNS 与 GAVNS 和 IACO 的进化迭代曲线。由图 10 可知: HVNS 在初始解质量上优于 IACO 和 GAVNS, 这是由于 HVNS 的初始解构造操作能高效生成优质解, 从而大幅加快算法迭代收敛。在电量消耗成本方面 (图 10(a)), HVNS 仅需 2 代即达到收敛, 收敛速度较 GAVNS(3 代) 和 IACO(30)

具有明显优势; 在固定成本方面 (图 10(b)), HVNS 在 27 次实现收敛, 而 GAVNS 虽在 2 代快速收敛但最终解质量较差, IACO 甚至在 50 代迭代后仍未完全收敛。实验结果表明, HVNS 不仅在收敛速度上表现优异, 其最终获得的电量消耗成本和固定成本解的质量也显著优于对比算法, 充分验证了该算法设计的有效性。

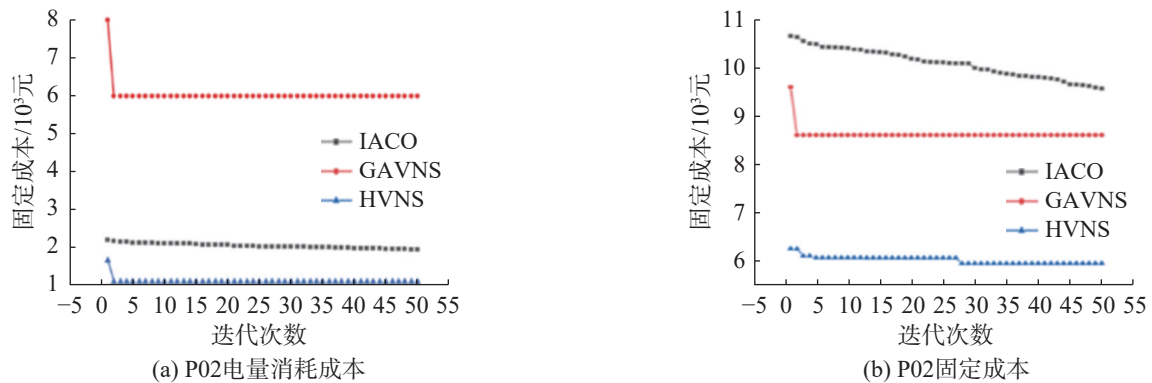


图10 3种算法的迭代曲线

Fig. 10 Iterative curves of three algorithms

### 3.4 算法的帕累托前沿

帕累托前沿是多目标优化问题中表征最优解集的重要工具, 其反映了各目标函数间的最佳权衡关系。图 11 为 3 种算法的帕累托前沿对比结果。由图 11 可知: HVNS 的帕累托前沿在目标空间中整体偏向左下方位(即目标函数值更优的区域), 表明其非支配解集具有显著的帕累托占优特性。以案例 P03 为例, HVNS 获得的解集在电量消耗成本 (1 225.64~1 164.59 元) 和固定成本 (4 679.48~4 605.57 元) 上均显著优于对比算法: GAVNS 解集分布范围较广(固定成本 9 047.07~7 506.61 元, 电量消耗成本 6 183.97~4 406.14 元), IACO 虽在固定成本 (8 047.07~7 874.60 元)

上表现尚可, 但电量消耗成本 (1 852.18~1 560.11 元) 明显劣于 HVNS。特别值得注意的是, HVNS 的帕累托解集分布更为集中紧凑, 且完全支配了对比算法的解空间, 在 PRC203 等复杂案例中同样保持这一优势, 充分验证了算法在多目标优化方面的卓越性能。

综合对比以上实验结果表明: HVNS 算法在求解质量、收敛速度和帕累托解集分布 3 个关键维度均明显优于 IACO 和 GAVNS 算法。具体而言, 其获得的解在目标函数值上更优, 收敛迭代次数更少, 且帕累托前沿分布更接近理想位置, 充分验证了算法设计的优越性。

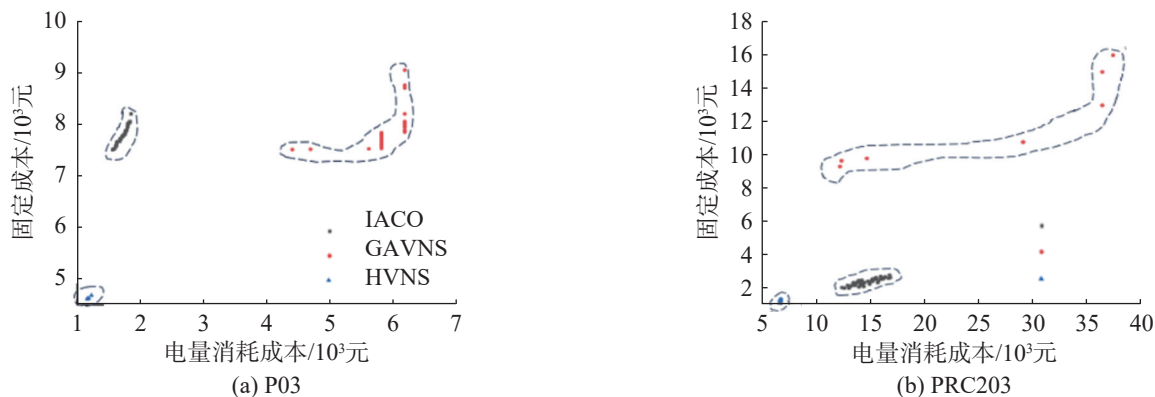


图11 3种算法帕累托分布

Fig. 11 Pareto distribution plots of three algorithms

## 4 结论

针对多目标异构AGV拣货路径规划问题,综合考虑货物关联性和优先级约束,建立以AGV电量消耗以及行驶成本为双目标的数学模型,通过改进的HVNS算法进行求解:首先采用两阶段聚类 and 随机成本最优机制生成优质初始解;其次设计关联性破坏重组机制驱动邻域有效扰动进行全局搜索,拓展算法在解空间的并行探测能力;最后结合计单点插入、两点交换及2-OPT 3种邻域变换机制对问题解空间进行细致搜索。通过小规模案例与Gurobi进行对比,验证模型的正确性;通过大规模案例与IACO和GAVNS进行对比,评估算法的性能,结果表明:HVNS在解质量上提升30%~40%,收敛性能优异,其帕累托解集能够有效支配对比算法,证明该方法是求解该问题的有效方案。

### 参考文献:

- [1] 赵卫东,刘立磊,吕红兵.融合改进RRT-Connect与APF的路径规划算法[J/OL].安徽工业大学学报(自然科学版), (2024-09-05). <https://link.cnki.net/urlid/34.1254.N.20240814.0914.002>.
- [2] 王鹏杰,李丹,付金岗,等.融合改进RRT和TEB算法的移动焊接机器人路径规划[J].安徽工业大学学报(自然科学版), 2024, 41(6):620-626.  
WANG P J, LI D, FU J G, et al. Path planning of mobile welding robot based on fusion algorithms of improved RRT and TEB[J]. Journal of Anhui University of Technology (Natural Science), 2024, 41(6):620-626.
- [3] 陆钰,李丹,赵文杰.基于前馈型变论域模糊PID控制的智能小车轨迹跟踪方法[J].安徽工业大学学报(自然科学版), 2024, 41(5):499-506.  
LU Y, LI D, ZHAO W J. Intelligent car trajectory tracking method based on feedforward variable domain fuzzy PID control[J]. Journal of Anhui University of Technology (Natural Science), 2024, 41(5):499-506.
- [4] 杨春霞,陈航慧,师浩森.魔方型智能仓储系统多AGV任务调度及优化[J].物流科技, 2024, 47(11):174-178.  
YANG C X, CHEN H H, SHI H S. Multi-AGV task scheduling and optimization of cube-based intelligent warehouse system[J]. Logistics Sci-Tech, 2024, 47(11):174-178.
- [5] 朱明明,伍玉霞.基于多传感器融合的AGV导航技术[J].机械设计与制造工程, 2024, 53(5):61-66.  
ZHU M M, WU Y X. AGV navigation technology based on multi-sensor fusion[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2024, 53(5):61-66.
- [6] 赵学健,叶昊,贾伟,等.AGV路径规划及避障算法研究综述[J].小型微型计算机系统, 2024, 45(3):529-541.  
ZHAO X J, YE H, JIA W, et al. Survey on AGV path planning and obstacle avoidance algorithms[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2024, 45(3):529-541.
- [7] 赵博阳,王雷,黄康诚,等.基于多智能体算法的智慧无人仓布局设计及AGV调度优化研究[J].物流工程与管理, 2024, 46(5):18-20,52.  
ZHAO B Y, WANG L, HUANG K C, et al. Research on intelligent unmanned warehouse layout design and AGV scheduling optimization based on multi-agent algorithm[J]. Logistics Engineering and Management, 2024, 46(5):18-20,52.
- [8] 陈骏,沈琦琦.自动导引车路径规划算法的研究综述[J].自动化与仪器仪表, 2023(9):8-15.  
CHEN J, SHEN Q Q. Review of path planning algorithms for automated guided vehicles[J]. Automation & Instrumentation, 2023(9):8-15.

- [9] 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]. *Journal of Control and Decision*, 2024, 39(12):3955–3963.
- [10] 黄岩松, 姚锡凡, 景轩, 等. 基于深度 Q 网络的多起点多终点 AGV 路径规划 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(8):2550–2562.  
HUANG Y S, YAO X F, JING X, et al. DQN-based AGV path planning for situations with multi-starts and multi-targets[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(8):2550–2562.
- [11] 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/OL]. 计算机工程, (2024–06–20). <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0068991>.  
LI X H, ZI H H, XU K X. Multi-AGV flexible job shop scheduling with charging constraints[J/OL]. *Computer Engineering*, (2024–06–20). <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0068991>.
- [12] LEVITIN G, ABEZGAOUZ R. Optimal routing of multiple-load AGV subject to LIFO loading constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2003, 30(3):397–410.
- [13] FAZLOLLAHTABAR H, SAIDI-MEHRABAD M. Optimal path in an intelligent AGV-based manufacturing system[J]. *Transportation Letters*, 2015, 7(4):219–228.
- [14] FAN G L, JIANG Z H. Approach for scheduling automatic guided vehicles considering equipment failure and power management[J]. *Journal of Marine Science and Application*, 2023, 22(3):624–635.
- [15] ZOU W Q, PAN Q K, WANG L. An effective multi-objective evolutionary algorithm for solving the AGV scheduling problem with pickup and delivery[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 218:106881.
- [16] 肖海宁, 彭明花, 王珉, 等. 拖车式自动导引车系统通行顺序优化方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(12):4406–4418.  
XIAO H N, WANG M, PENG M H, et al. Traffic sequence optimization method for trailer automated guided vehicle systems[J]. *Computer Integrated Manufacturing System*, 2024, 30(12):4406–4418.
- [17] 林硕, 吴勇鹏, 韩忠华, 等. 多 AGV 在线任务调配与无冲突路径规划 [J/OL]. 控制工程, (2024–06–20). <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240053>.  
LIN S, WU Y P, HAN Z H, et al. Online Task Allocation and Conflict-Free Path Planning for Multiple AGVs [J/OL]. *Control Engineering*, (2024–06–20). <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240053>.
- [18] 薛啟瑞. 考虑服务优先级的应急物资配送路径选择研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2019.  
XUE Q R. Research on Emergency Material Distribution Route Selection Considering Service Priority [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2019.
- [19] 高子健, 初良勇. 考虑订单优先级带时间窗的多车型开放式车辆路径问题研究 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(6):2521–2529.  
GAO Z J, CHU L Y. The open multi-vehicle routing problem considering order priority and time window[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(6):2521–2529.
- [20] WANG G, ZHANG X, GAO Y F, et al. The use of an internet of things data management system using data mining association algorithm in an E-commerce platform[J]. *Journal of Organizational and End User Computing*, 2023, 35(3):1–19.
- [21] MOSKVICHEV O, MOSKVICHEVA E, BULATOV A. Clustering methods for determination of optimal locations of container storage and distribution centers[J]. *Transportation Research Procedia*, 2021, 54:461–469.
- [22] TEIMOURY E, RASHID R. A hybrid variable neighborhood search heuristic for the sustainable time-dependent truck-drone routing problem with rendezvous locations[J]. *Journal of Heuristics*, 2024, 30(1):1–41.
- [23] LUO Q, RAO Y Q, GUO X Q, et al. A biased genetic algorithm hybridized with VNS for the two-dimensional knapsack packing problem with defects[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 118:108479.
- [24] 何美玲, 魏志秀, 武晓晖, 等. 基于改进蚁群算法求解带软时间窗的车辆路径问题 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(3):1029–1039.  
HE M L, WEI Z X, WU X H, et al. Improved ant colony optimization algorithm for solving vehicle routing problem with soft time windows[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(3):1029–1039.

责任编辑: 何莉