

# 控制与决策

Control and Decision

## 超启发蚁群优化算法求解带柔性时间窗的绿色两级多周期车辆路径问题

郭宁, 钱斌, 申秋义, 那靖, 胡蓉, 耿言

引用本文:

郭宁, 钱斌, 申秋义, 等. 超启发蚁群优化算法求解带柔性时间窗的绿色两级多周期车辆路径问题[J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 745-754.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0202>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### [精确动态规划算法求解绿色单机调度问题](#)

Exact dynamic programming algorithm for green single machine scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(8): 1891-1900 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1710>

##### [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>

##### [超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题](#)

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time

控制与决策. 2021, 36(6): 1387-1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

##### [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Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法](#)

Trajectory planning and optimization algorithm for automated driving based on Frenet coordinate system

控制与决策. 2021, 36(4): 815-824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0748>

# 超启发蚁群优化算法求解带柔性时间窗的 绿色两级多周期车辆路径问题

郭宁<sup>1,2</sup>, 钱斌<sup>1,2†</sup>, 申秋义<sup>1,2</sup>, 那靖<sup>3</sup>, 胡蓉<sup>1,2</sup>, 耿言<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 云南省高校工业智能与系统重点实验室, 昆明 650500; 3. 昆明理工大学 机电工程学院, 昆明 650500)

**摘要:** 针对带柔性时间窗的绿色两级多周期车辆路径问题 (G2E-MPVRPFTW), 建立同时以最小化碳排放量和最大化客户满意度为目标的数学模型, 提出一种结合  $K$ -means 带时间窗聚类 (KCTW) 的超启发蚁群优化算法 (HHACOA) 进行求解. 首先, 根据 G2E-MPVRPFTW 大规模、多约束、强耦合的复杂特性, 采用 KCTW 将该问题分解为多个子问题, 以降低问题的求解复杂度; 其次, 使用 HHACOA 求解分解后的各子问题, 并将这些子问题的解合并获得原问题 G2E-MPVRPFTW 的解. HHACOA 在高层策略域生成 9 种邻域操作的不同排列, 采用蚁群优化算法 (ACO) 对优质排列信息进行学习, 并基于重构的转移概率矩阵生成新的排列, 以有效引导搜索到达优质解集中的区域; HHACOA 在低层问题域利用启发式规则和随机方法生成初始种群, 并将高层产生的每个排列作为一种算法, 作用于种群中的每个个体, 以实现在解空间更多不同区域进行搜索.

**关键词:** 两级车辆路径问题; 多周期; 绿色; 柔性时间窗; 多目标优化; 超启发蚁群优化算法

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0202

引用格式: 郭宁, 钱斌, 申秋义, 等. 超启发蚁群优化算法求解带柔性时间窗的绿色两级多周期车辆路径问题 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 745-754.

## Hyper-heuristic ant colony optimization algorithm for green two-echelon multi-period vehicle routing problem with flexible time windows

GUO Ning<sup>1,2</sup>, QIAN Bin<sup>1,2†</sup>, SHEN Qiu-yi<sup>1,2</sup>, NA Jing<sup>3</sup>, HU Rong<sup>1,2</sup>, GENG Yan<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. The Higher Educational Key Laboratory for Industrial Intelligence and Systems of Yunnan Province, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 3. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** For dealing with the green two-echelon multi-period vehicle routing problem with flexible time windows (G2E-MPVRPFTW), this paper establishes a mathematical model with the objectives of minimizing the carbon emissions and maximizing the customer satisfaction, and proposes a hyper-heuristic ant colony optimization algorithm (HHACOA) which combines the  $K$ -means clustering with time windows (KCTW). Firstly, according to the complex characteristics of the G2E-MPVRPFTW with the large scale, multi constraints, and strong coupling, the KCTW is adopted to decompose the problem into multiple subproblems. Thereby, the complexity of solving the problem is reduced. Secondly, the HHACOA is used to solve the decomposed subproblems, and the solution of the original problem G2E-MPVRPFTW can be obtained by merging the solutions of these subproblems. In the policy domain of the upper layer, the HHACOA generates different permutations of 9 neighborhood operations, and uses the ant colony optimization algorithm (ACO) to learn high-quality permutation information. Based on the reconstructed transition probability matrix, new permutations are generated to effectively guide the search to reach areas where the high-quality solutions are concentrated. In the problem domain of the lower layer, the HHACOA utilizes the heuristic rules and the random method to generate the initial population, and uses each permutation generated at the upper layer as an algorithm to act on each individual in the population, so as to search more different regions in the solution space.

**Keywords:** two-echelon vehicle routing problem; multi-period; green; flexible time windows; multi-objective

收稿日期: 2024-02-28; 录用日期: 2024-07-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62173169, 61963022); 云南省基础研究重点项目 (202201AS070030).

责任编委: 巩敦卫.

†通信作者. E-mail: bin.qian@vip.163.com.

optimization; hyper-heuristic ant colony optimization algorithm

## 0 引言

为了缓解交通拥堵、提升运输效率、改善空气质量,两级物流配送已成为当前城市物流配送体系中的常见模式,即先使用大型车辆将所需货品运至偏离主城区的多个中转站,再使用小型车辆将货品从中转站运至每个客户点.作为配送的核心环节,两级车辆路径问题(two-echelon vehicle routing problem, 2E-VRP)引起较多研究者的关注<sup>[1-3]</sup>.在城市的物流服务中,一些诸如快件投递、鲜奶配送、电梯维护、垃圾清运的服务需要周期性地重复进行,并非单次访问就能完成,故研究两级多周期车辆路径问题(two-echelon multi-period vehicle routing problem, 2E-MPVRP)具有重要的现实意义.但是,目前仅Wang等<sup>[4]</sup>针对多中心2E-MPVRP,以同时最小化总成本、等待时间和车辆数为优化目标,提出一种混合启发式算法进行求解.

随着可持续发展战略的不断推进,低碳生活理念逐渐深入人心,发展绿色运输已是大势所趋,故将碳排放量纳入评价指标的绿色2E-VRP(green 2E-VRP, G2E-VRP)开始受到重视<sup>[5-6]</sup>.同时,考虑到企业大都将提升客户满意度列入其发展的核心目标,一些研究者在G2E-VRP中加入时间窗的约束对行驶路线进行优化,从而使车辆尽可能在客户要求的时段内提供服务,实现客户满意度的提升<sup>[7-9]</sup>.然而,这些文献大都将服务超出时长转换为惩罚成本加入目标函数,并未将客户满意度单独作为一个指标进行优化,从而使企业无法明确知晓客户的体验感受,不利于企业及时掌握服务情况并迅速做出响应.另外,由文献调研可知,目前对带柔性时间窗的绿色2E-MPVRP(Green 2E-VRP with flexible time windows, G2E-MPVRPFTW)研究尚处于空白状态,因此,开展包含客户满意度优化目标的G2E-MPVRPFTW研究意义重大.

不同于传统智能算法直接对问题域进行搜索优化,超启发式算法(hyper-heuristic algorithm, HHA)主要针对其高层策略域中的一系列启发式算法或者邻域操作进行优化.HHA通过不断迭代来寻找这些操作的优质次序排列,从而使这些操作能以较优的次序作用于低层问题域,获取高质量的问题解.蚁群优化算法(ant colony optimization algorithm, ACOA)是一种正反馈机制下对蚂蚁觅食行为进行模拟的群智能算法,具有自组织性、并行性及鲁棒性强等优点.将ACOA融入HHA,可对每代最优次序的排列

信息进行学习和积累,从而可以更有效地引导搜索方向,加快算法的收敛速度.因此,超启发蚁群优化算法(hyper-heuristic ant colony optimization algorithm, HHACOA)在多种优化问题中得到应用<sup>[10-12]</sup>.根据文献调研可知,目前极少有HHACOA求解G2E-MPVRPFTW的研究.

综上,本文针对同时以最小化碳排放量和最大化客户满意度为优化目标的G2E-MPVRPFTW,建立混合整数线性规划模型,并设计一种结合K-means带时间窗聚类(K-means clustering with time windows, KCTW)的超启发蚁群优化算法(hyper-heuristic ant colony optimization algorithm combined with K-means clustering with time windows, HHACOA\_KCTW)求解所建模型.为了提升搜索效率,先以车辆的行驶距离和服务时间窗为特征,采用KCTW对客户进行划分和聚类,将G2E-MPVRPFTW分解为一个带柔性时间窗的绿色车辆路径子问题(green vehicle routing problem with flexible time windows, GVRPFTW)和多个多周期GVRPFTW(multi-period GVRPFTW, MPGVRPFTW);再使用HHACOA对这些子问题进行求解;最后将各子问题的解合并,得到G2E-MPVRPFTW的最终解.

## 1 问题描述与数学模型

### 1.1 问题描述

对于G2E-MPVRPFTW,可在具有顶点集合 $V = \{0, 1, \dots, n_s, n_s + 1, n_s + 2, \dots, n_s + n_c\}$ 和有向弧段集 $O = \{(i, j) : i, j \in V, i \neq j\}$ 的有向图 $G = (V, O)$ 上建模.在集合 $V$ 中,编号0表示中心仓库 $D$ ,编号 $\{1, 2, \dots, n_s\}$ 组成中转站集合 $S$ ,编号 $\{n_s + 1, n_s + 2, \dots, n_s + n_c\}$ 组成客户点集合 $C$ .

在第1级运输网络中,采用一队同类型的车辆 $K_1 = \{1, 2, \dots, n_{K_1}\}$ 对集合 $S$ 中的节点进行服务;每辆车都从中心仓库 $D$ 出发,并尽可能在时间窗 $[e_i, l_i]$ 内对节点 $i$ 完成服务;当访问完所有节点,每辆车的载货量不超过其容量 $Q_1$ ,且最终返回 $D$ ;  $D$ 的储货量不超过其容量 $B_1$ ;每个中转站仅能被一辆车服务,且仅能被服务1次.在第2级运输网络中,采用一队同类型的车辆 $K_2 = \{1, 2, \dots, n_{K_2}\}$ 对集合 $C$ 中的节点进行周期性服务;每辆车都从一个中转站出发,并尽可能在第 $t$ 个周期的时间窗 $[e_{t_i}, l_{t_i}]$ 内对节点 $i$ 完成服务;当访问完所有节点,每辆车的载货量不超过其容量 $Q_2$ ,且最终返回始发中转站;每个

中转站的储货量不超过其容量 $B_2$ ;每个客户在同一周期内仅能被一辆车服务,且仅能被服务一次.

在上述两级运输网络中,车辆均基于柔性时间窗进行服务,采用如图1所示的满意度函数<sup>[13]</sup>表征客户体验服务后的感受.若令车辆到达节点 $i$ 的时间为 $A_i$ ,则 $i$ 的满意度 $u_i(A_i)$ 计算公式如下所示:

$$u_i(z_i) = \begin{cases} 0, & z_i < E_i; \\ \frac{z_i - E_i}{e_i - E_i}, & E_i \leq z_i < e_i; \\ 1, & e_i \leq z_i \leq l_i; \\ \frac{L_i - z_i}{L_i - l_i}, & l_i < z_i \leq L_i; \\ 0, & z_i > L_i. \end{cases} \quad (1)$$

需要说明的是,如果车辆早于 $E_i$ 到达 $i$ 点,则需等待时间 $W_i$ 后方可开始服务.同时有 $E_i = e_i - wb(l_i - e_i)$ ,  $L_i = l_i + wb(l_i - e_i)$ .

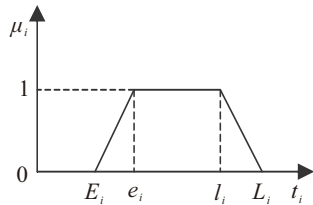


图1 满意度函数

表1 部分符号与说明

符号	说明
$N_1$	一级网络节点集 $N_1 = D \cup S$
$N_2$	二级网络节点集 $N_2 = S \cup C$
$T$	二级网络服务周期集合
$q_{1i}$	一级网络节点 $i$ 的需求量
$q_{2t_i}$	二级网络节点 $i$ 在第 $t$ 个周期的需求量
$Q_{k_1i}$	一级网络中,第 $k_1$ 辆车离开节点 $i$ 时的载重量
$Q_{k_2t_i}$	二级网络中,第 $k_2$ 辆车在第 $t$ 个周期离开节点 $i$ 时的载重量
$\tau_1$	一级网络中车辆的整备质量
$\tau_2$	二级网络中车辆的整备质量
$v_1$	一级网络中车辆的平均速度
$v_2$	二级网络中车辆的平均速度
$sev_1$	一级网络中,车辆在每个节点处的服务时间
$sev_2$	二级网络中,车辆在每个节点处的服务时间
$d_{ij}$	节点 $i$ 到节点 $j$ 的距离
$E_i, L_i$	中转站 $i$ 可被延长服务的时间窗下限和上限
$E_{t_i}, L_{t_i}$	客户 $i$ 第 $t$ 个周期可被延长服务的时间窗下限和上限
$a_{k_1i}$	一级网络中,车辆 $k_1$ 到达节点 $i$ 的时间
$a_{k_2t_i}$	二级网络中,车辆 $k_2$ 在第 $t$ 个周期到达节点 $i$ 的时间
$w_{k_1i}$	一级网络中,车辆 $k_1$ 在节点 $i$ 的等待时间
$w_{k_2t_i}$	二级网络中,车辆 $k_2$ 在第 $t$ 个周期服务节点 $i$ 之前的等待时间
$r_{k_1ij}$	一级网络中,车辆 $k_1$ 由节点 $i$ 到节点 $j$ 的行驶时间
$r_{k_2t_{ij}}$	二级网络中,车辆 $k_2$ 在第 $t$ 个周期由节点 $i$ 到节点 $j$ 的行驶时间
$\mu_{1i}(a_{k_1i})$	一级网络节点 $i$ 的满意度
$\mu_{2t_i}(a_{k_2t_i})$	二级网络节点 $i$ 在第 $t$ 个服务周期的满意度
$x_{k_1ij}$	一级网络的决策变量
$x_{k_2t_{ij}}$	二级网络的决策变量

## 1.2 数学模型

G2E-MPVRPFTW 的其余数学符号定义如表1所示.

G2E-MPVRPFTW 的优化目标为最小化两级网络的碳排放量 $Z_1$ ,以及最大化两级网络所服务对象的满意度 $Z_2$ ,如下所示:

$$Z_1 = \sum_{i \in N_1} \sum_{j \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} x_{k_1ij} \sigma_1 + \sum_{i \in N_2} \sum_{j \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{t_j \in T} x_{k_2t_{ij}} \sigma_2, \quad (2)$$

$$Z_2 = \sum_{i \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \mu_{1i}(a_{k_1i}) + \sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{t_i \in T} \mu_{2t_i}(a_{k_2t_i}). \quad (3)$$

其中 $\sigma_1$ 和 $\sigma_2$ 分别为一、二级网络的碳排放量,具体计算如下<sup>[14]</sup>:

$$\sigma_1 = c_1 \frac{d_{ij}}{v_1} + c_2 d_{ij} v_1^2 + c_3 (\tau_1 + Q_{k_1i}) d_{ij}, \quad (4)$$

$$\sigma_2 = c_1 \frac{d_{ij}}{v_2} + c_2 d_{ij} v_2^2 + c_3 (\tau_2 + Q_{k_2t_i}) d_{ij}. \quad (5)$$

$c_1$ 、 $c_2$ 和 $c_3$ 为常数.

G2E-MPVRPFTW 的约束条件为

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{j \in N_1} x_{k_1ij} = 1, \quad \forall i \in S; \quad (6)$$

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{i \in N_1} x_{k_1ij} = 1, \quad \forall j \in S; \quad (7)$$

$$\sum_{k_2 \in K_2} \sum_{j \in N_2} x_{k_2t_{ij}} = 1, \quad \forall i \in C, t_{ij} \in T; \quad (8)$$

$$\sum_{k_2 \in K_2} \sum_{i \in N_2} x_{k_2t_{ij}} = 1, \quad \forall j \in C, t_{ij} \in T; \quad (9)$$

$$\sum_{r \in D} \sum_{i \in S} x_{k_1ri} = \sum_{j \in S} \sum_{r \in D} x_{k_1jr} = 1, \quad \forall k_1 \in K_1; \quad (10)$$

$$\sum_{r \in S} \sum_{i \in C} x_{k_2t_{ri}} = \sum_{j \in C} \sum_{r \in S} x_{k_2t_{rj}} = 1, \quad \forall k_2 \in K_2, t_{ri} \in T, t_{rj} \in T; \quad (11)$$

$$\sum_{i \in C} x_{k_2t_{ri}} = \sum_{j \in C} x_{k_2t_{rj}}, \quad \forall k_2 \in K_2, r \in S, t_{ri} \in T, t_{rj} \in T; \quad (12)$$

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{i \in N_1} x_{k_1ir} = \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{j \in N_1} x_{k_1rj}, \quad \forall r \in S; \quad (13)$$

$$\sum_{k_2 \in K_2} \sum_{i \in N_2} x_{k_2t_{ir}} = \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{j \in N_2} x_{k_2t_{rj}}, \quad \forall r \in C, t_{ir} \in T, t_{rj} \in T; \quad (14)$$

$$\sum_{i=D} \sum_{j \in C} x_{k_1ij} = 0, \quad \forall k_1 \in K_1; \quad (15)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{k_2 i j} = 0, \forall k_2 \in K_2; \quad (16)$$

$$\sum_{i \in S} (Q_{k_1 i} x_{k_1 i j} + q_{1 i} x_{k_1 i j}) = Q_{k_1 j}, \quad \forall k_1 \in K_1, j \in S; \quad (17)$$

$$\sum_{i \in C} (Q_{k_2 t_i} x_{k_2 t_i j} + q_{2 t_i} x_{k_2 t_i j}) = Q_{k_2 t_j}, \quad \forall k_2 \in K_2, j \in C, t_i \in T, t_j \in T, t_{ij} \in T; \quad (18)$$

$$Q_{k_1 i} \leq Q_1, \forall k_1 \in K_1, i \in S; \quad (19)$$

$$Q_{k_2 t_i} \leq Q_2, \forall k_2 \in K_2, i \in C, t_i \in T; \quad (20)$$

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{i \in N_1} \sum_{j \in N_1} x_{k_1 i j} Q_{k_1 i} \leq B_1; \quad (21)$$

$$\sum_{k_2 \in K_2} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} (x_{k_2 t_r i} Q_{k_2 t_r} + x_{k_2 t_i j} Q_{k_2 t_i} + x_{k_2 t_j r} Q_{k_2 t_j}) \leq B_2, \quad \forall r \in S, t_r \in T, t_i \in T, t_j \in T, t_{ij} \in T; \quad (22)$$

$$w_{k_1 i} = 0, i \in D; \quad (23)$$

$$w_{k_2 t_i} = 0, \forall i \in S, t_i \in T; \quad (24)$$

$$w_{k_1 i} = \max\{0, E_i - a_{k_1 i}\}, \forall k_1 \in K_1, i \in S; \quad (25)$$

$$w_{k_2 t_i} = \max\{0, E_i - a_{k_2 t_i}\}, \quad \forall k_2 \in K_2, i \in C, t_i \in T; \quad (26)$$

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{i \in N_1} x_{k_1 i j} (a_{k_1 i} + w_{k_1 i} + \text{sev}_1 + r_{k_1 i j}) = a_{k_1 j}, \forall j \in S; \quad (27)$$

$$\sum_{k_2 \in K_2} \sum_{i \in N_2} x_{k_2 t_i j} (a_{k_2 t_i} + w_{k_2 t_i} + \text{sev}_2 + r_{k_2 t_i j}) = a_{k_2 t_j}, \forall j \in C, t_i \in T, t_j \in T, t_{ij} \in T; \quad (28)$$

$$a_{k_1 i} + w_{k_1 i} \geq E_i, \forall k_1 \in K_1, i \in S; \quad (29)$$

$$a_{k_2 t_i} + w_{k_2 t_i} \geq E_{t_i}, \forall k_2 \in K_2, i \in C, t_i \in T; \quad (30)$$

$$Q_{k_1 i} - Q_{k_1 j} + Q_1 x_{k_1 i j} \leq Q_1 - q_{1 j}, \quad \forall k_1 \in K_1, i \in S, j \in S; \quad (31)$$

$$Q_{k_2 t_i} - Q_{k_2 t_j} + Q_2 x_{k_2 t_i j} \leq Q_2 - q_{2 t_j}, \quad \forall k_2 \in K_2, i \in C, j \in C, t_i \in T, t_j \in T, t_{ij} \in T; \quad (32)$$

$$x_{k_1 i j} \in \{0, 1\}, \forall k_1 \in K_1, i \in N_1, j \in N_1, i \neq j; \quad (33)$$

$$x_{k_2 i j} \in \{0, 1\}, \forall k_2 \in K_2, i \in N_2, j \in N_2, i \neq j. \quad (34)$$

其中: 式(6)~(9)要求一、二级网络的被访问对象只能被一辆车访问,且只能被访问一次;式(10)~(12)要求一、二级网络的每辆车都由中心仓库或某

一中转站出发,并在完成服务后返回始发地;式(13)和(14)为流平衡,即要求每辆车服务完当前访问对象后,需驶向下一个服务对象;式(15)要求车辆不能直接从一级网络的中心仓库驶向二级网络的客户进行货物运输;式(16)要求二级网络的中转站之间不能相互访问;式(17)和(18)分别用于计算一、二级网络中每辆车的载货量;式(19)和(20)要求一、二级网络中,车辆的载货量不能超过其额定载重;式(21)和(22)用于限定一、二级网络中,所有车辆载货量之和的上限值;式(23)和(24)表示车辆在一、二级网络的始发地时,等待和服务时间均为0;式(25)和(26)表示车辆服务一、二级网络时等待时间的取值;式(27)和(28)表示车辆到达一、二级网络中服务对象所在地的时间;式(29)和(30)表示车辆在一、二级网络开始服务的时间,不能早于所访问对象可被延长服务的时间窗下限;式(31)和(32)用于消除一、二级网络的子回路;式(33)和(34)为决策变量的取值。

## 2 求解算法 HHACOA\_KCTW

### 2.1 KCTW 分解阶段

本节以客户  $x_i (i = 1, 2, \dots, n_k)$  所在地对应的横坐标  $x_{i1}$ 、纵坐标  $x_{i2}$  和该客户的中心时间窗  $x_{i3}$  为特征,对客户进行聚类.其中,客户的中心时间窗  $x_{i3}$  可通过客户在第  $t$  个周期的时间窗下限  $e_{t_i}$  和上限  $l_{t_i}$  计算得出,有

$$x_{i3} = \frac{e_{t_i} + l_{t_i}}{2}. \quad (35)$$

设  $C_1, C_2, \dots, C_k (k = 1, 2, \dots, n_S)$  为聚类的客户群,  $c_k = (c_{k1}, c_{k2}, c_{k3})$  为  $C_k$  更新前的聚类重心.其中:  $c_{k1}$ 、 $c_{k2}$  和  $c_{k3}$  分别为  $c_k$  的横坐标、纵坐标和  $c_k$  的中心时间窗;  $c'_k$  为  $C_k$  更新后的聚类重心;  $n_k$  为  $C_k$  包含的客户数,则 KCTW 的具体步骤如下.

step 1: 令  $n_S$  个中转站为初始聚类重心.

step 2: 按下式计算各聚类重心与客户之间的三维欧氏距离  $d(x_i, c_k)$ :

$$d(x_i, c_k) = \sqrt{(x_{i1} - c_{k1})^2 + (x_{i2} - c_{k2})^2 + (x_{i3} - c_{k3})^2}. \quad (36)$$

如果将客户  $x_i$  分配给  $d(x_i, c_k)$  值最小的聚类重心所在客户群  $C_i$  后,  $C_i$  对应的总容量未超出中转站给定容量,则将客户  $x_i$  划拨给  $C_i$ , 否则将客户  $x_i$  分配给  $d(x_i, c_k)$  值次小的聚类重心所在客户群  $C_j$ . 以此类推,直到完成客户  $x_i$  的分配.

step 3: 根据下式更新聚类重心  $c'_{kj}$ :

$$c'_{kj} = \frac{1}{n_k + 1} \left( \sum_{i \in C_k} x_{ij} + c_{kj} \right), j = 1, 2, 3. \quad (37)$$

step 4: 判断是否达到最大迭代次数maxgen. 若未达到, 则转 step 2, 否则输出聚类结果.

## 2.2 HHACO 求解阶段

### 2.2.1 编码

在高层策略域的种群中, 每个个体均由邻域操作  $LLN_u (u = 1, 2, \dots, n_u)$  对应的序号  $u$  组合而成, 即高层个体采用基于  $1 \sim n_u$  的十进制数进行编码, 且个体长度为  $n_u$ , 并允许相同序号重复出现. 图 2 为  $n_u = 9$  的一个高层个体示意图.

在低层问题域的种群中, 每个个体仍采用十进制编码, 但分为两段进行: 一段是一级路径序列, 另一段是二级路径序列. 假设一、二级网络所用两种类型车辆的容量  $Q_1 = 12, Q_2 = 4$ , 一级网络的中心仓库容量  $B_1 = 15$ , 二级网络的每个中转站容量  $B_2 =$

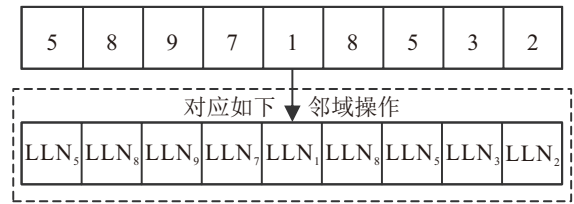


图2 高层策略域个体示意图

6, 则以 1 个中心仓库、3 个中转站和 10 个客户为例对低层个体进行编码, 如图 3 所示. 其中, 一级路径的编码序列由中心仓库与中转站编号组成, 且被中心仓库分隔成多条子路径序列, 每条子路径都在满足容量约束下形成. 二级路径序列由中转站与客户编号组成, 并分两个阶段进行编码: 在预编码阶段, 序列被  $n_s$  个中转站划分为  $n_s$  条子路径, 每条子路径都由采用 KCTW 得到的客户群及其所属中转站组成; 在重编码阶段, 会根据车容量约束和服务客户的周期数要求, 进一步对各条子路径进行切分.

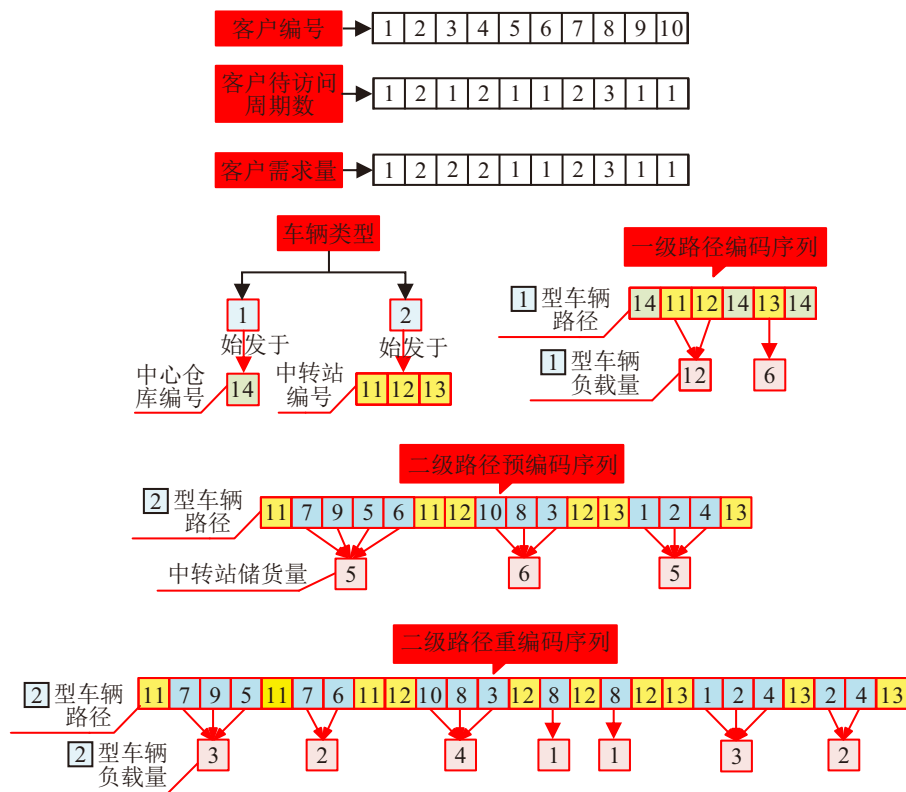


图3 低层问题域个体示意图

### 2.2.2 种群初始化

本文采用随机方法初始化高层策略域的种群. 若令个体数量为  $m_1$  的高层种群  $PH = \{PH_1, PH_2, \dots, PH_{m_1}\}$ , 则初始化步骤如下.

- step 1: 令  $PH$  为一个空矩阵,  $k = 1$ .
- step 2: 令  $PH_k$  为一个空序列.
- step 3: 令  $kk = 1$ .
- step 4: 在邻域操作  $LLN_u (u = 1, 2, \dots, n_u)$ , 详见

2.2.4 节) 中随机选择一个, 将  $LLN_u$  的序号  $u$  添入  $PH_k$  中, 并令  $kk = kk + 1$ .

step 5: 若  $kk \leq n_u$ , 则转至 step 4; 否则将  $PH_k$  放入  $PH$  的第  $k$  行, 并转至 step 6.

step 6: 令  $k = k + 1$ . 若  $k \leq m_1$ , 则转至 step 2; 否则转至 step 7.

step 7: 输出  $PH$ .

对于低层问题域种群的初始化, 首先利用两种

基于问题特征的启发式规则生成两个较优质个体; 然后使用随机方法生成其余个体. 若令 $U$ 为待访问客户集合, 则上述规则和方法可描述如下:

1) 最小化碳排放量规则.

令 $\sigma(i, j)$ 为车辆离开当前客户 $i$ 去服务下一个客户 $j$ 时产生的碳排放量, 则此规则是指, 在 $U$ 中选取最小 $\sigma(i, j)$ 值对应的客户 $j^*$ 作为下一个被访问对象, 即 $j^* = \arg \min_{j \in U}(\sigma(i, j))$ .

2) 最大化满意度规则.

令 $\mu(i, j)$ 为车辆离开当前客户 $i$ 去服务下一个客户 $j$ 时 $j$ 的满意度, 则此规则是指, 在 $U$ 中选取最大 $\mu(i, j)$ 值对应的客户 $j^*$ 作为下一个被访问对象, 即 $j^* = \arg \max_{j \in U}(\mu(i, j))$ .

3) 随机方法.

在 $U$ 中随机选取一个客户 $j^*$ 作为下一个被访问对象, 即 $j^* = \text{random}(j|j \in U)$ .

### 2.2.3 高层策略域的关键操作

1) 重构的转移概率矩阵.

定义 $P_{s,j}^{\text{gen}}$ 为转移概率矩阵,  $T_{i,j}^{\text{gen}}$ 为信息素浓度矩阵,  $E_{s,j}^{\text{gen}}$ 为启发式信息矩阵, 如下所示:

$$P_{s,j}^{\text{gen}} = \begin{bmatrix} p_{1,1}^{\text{gen}} & \cdots & p_{1,n_u}^{\text{gen}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n_u,1}^{\text{gen}} & \cdots & p_{n_u,n_u}^{\text{gen}} \end{bmatrix}_{(n_u \times n_u)}, \quad (38)$$

$$T_{i,j}^{\text{gen}} = \begin{bmatrix} \tau_{1,1}^{\text{gen}} & \cdots & \tau_{1,n_u}^{\text{gen}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tau_{n_u,1}^{\text{gen}} & \cdots & \tau_{n_u,n_u}^{\text{gen}} \end{bmatrix}_{(n_u \times n_u)}, \quad (39)$$

$$E_{s,j}^{\text{gen}} = \begin{bmatrix} \eta_{1,1}^{\text{gen}} & \cdots & \eta_{1,n_u}^{\text{gen}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_{n_u,1}^{\text{gen}} & \cdots & \eta_{n_u,n_u}^{\text{gen}} \end{bmatrix}_{(n_u \times n_u)}. \quad (40)$$

其中:  $P_{s,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $p_{s,j}^{\text{gen}}$ 表示在第 $\text{gen}$ 代, 邻域操作序号 $j$ 出现在位置 $s$ 的概率;  $T_{i,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $\tau_{i,j}^{\text{gen}}$ 表示在第 $\text{gen}$ 代, 邻域操作序号 $j$ 紧接着出现在邻域操作序号 $i$ 之后的次数;  $E_{s,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $\eta_{s,j}^{\text{gen}}$ 表示在第 $\text{gen}$ 代, 邻域操作序号 $j$ 出现在位置 $s$ 及其之后的次数<sup>[15]</sup>.

若定义 $\text{PH}_{\text{better}}^{\text{gen}}$ 为高层种群 $\text{PH}$ 在第 $\text{gen}$ 代的优质个体,  $\text{rho}_1$ 为信息素浓度的持续率,  $\text{rho}_2$ 为启发式信息的持续率,  $\alpha$ 为信息素浓度的重要程度,  $\beta$ 为启发式信息的重要程度, 则 $T_{i,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $\tau_{i,j}^{\text{gen}}$ 和 $E_{s,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $\eta_{s,j}^{\text{gen}}$ 分别更新为

$$\tau_{i,j}^{\text{gen}} = \text{rho}_1 \times \tau_{i,j}^{\text{gen}-1} + \Delta \tau_{i,j}(\text{PH}_{\text{better}}^{\text{gen}}), \quad (41)$$

$$\eta_{s,j}^{\text{gen}} = \text{rho}_2 \times \eta_{s,j}^{\text{gen}-1} + \Delta \eta_{s,j}(\text{PH}_{\text{better}}^{\text{gen}}). \quad (42)$$

于是,  $P_{s,j}^{\text{gen}}$ 中的元素 $p_{s,j}^{\text{gen}}$ (即转移概率)表示为

$$p_{s,j}^{\text{gen}} = \frac{(\tau_{i,j}^{\text{gen}})^{\alpha} \times (\eta_{s,j}^{\text{gen}})^{\beta}}{\sum_{j=1}^{n_u} (\tau_{i,j}^{\text{gen}})^{\alpha} \times (\eta_{s,j}^{\text{gen}})^{\beta}}. \quad (43)$$

2) 新个体的生成.

令 $\text{PH}_k^{\text{gen}}$ 表示第 $\text{gen}$ 代时, 高层种群中的第 $k$ 个个体;  $\text{SelectOpe}(\text{PH}_k^{\text{gen}}, \text{kk})$ 为选择函数, 用于确定 $\text{PH}_k^{\text{gen}}$ 中第 $\text{kk}$ 个位置出现的邻域操作序号 $O_{\text{next}}$ ; 同时, 已知 $n_u$ 为高层个体的长度(见2.2.1节), 则函数 $\text{SelectOpe}(\text{PH}_k^{\text{gen}}, \text{kk})$ 的实现步骤如下.

step 1: 令 $q_0 = 0.9$ ,  $\text{num} = 1$ , 并随机产生一个分布于 $[0, 1]$ 的概率 $r$ .

step 2: 如果 $r > q_0$ , 则对重构的转移概率矩阵 $P_{s,j}^{\text{gen}}$ 进行轮盘赌操作, 得到 $O_{\text{next}}$ .

step 2.1: 生成随机数 $\text{rr} \in [0, \sum_{h=1}^{n_u} P_{s,j}^{\text{gen}-1}(\text{kk}, h)]$ ;

step 2.2: 若 $\text{rr} \in [0, P_{s,j}^{\text{gen}-1}(\text{kk}, 1)]$ , 则 $O_{\text{next}} = 1$ , 并转至 step 4;

step 2.3: 若

$$\text{rr} \in \left[ \sum_{h=1}^{\text{num}} P_{s,j}^{\text{gen}-1}(\text{kk}, h), \sum_{h=1}^{\text{num}+1} P_{s,j}^{\text{gen}-1}(\text{kk}, h) \right),$$

则 $O_{\text{next}} = \text{num} + 1$ , 并转至 step 4;

step 2.4:  $\text{num} = \text{num} + 1$ . 如果 $\text{num} \leq n_u - 1$ , 则转至 step 2.3.

step 3: 如果 $r \leq q_0$ , 则选取 $\max(P_{s,j}^{\text{gen}-1}(\text{kk}, :))$ 值对应的列数为 $O_{\text{next}}$ .

step 4: 输出 $O_{\text{next}}$ .

需要说明的是, 为了提升高层种群的多样性, 每个个体中第一个邻域操作序号为随机选取. 于是, 新个体 $\text{PH}_k^{\text{gen}}$ 的生成步骤如下.

step 1: 令 $u = \{1, 2, \dots, n_u\}$ ,  $\text{PH}_k^{\text{gen}}$ 为一个空序列,  $\text{kk} = 1$ .

step 2: 从集合 $u$ 中随机选取一个序号作为 $O_{\text{next}}$ , 并令 $\text{PH}_k^{\text{gen}}(\text{kk}) = O_{\text{next}}$ ,  $\text{kk} = \text{kk} + 1$ .

step 3: 令 $\text{PH}_k^{\text{gen}}(\text{kk}) = \text{SelectOpe}(\text{PH}_k^{\text{gen}}, \text{kk})$ ,  $\text{kk} = \text{kk} + 1$ .

step 4: 如果 $\text{kk} \leq n_u$ , 转至 step 3.

step 5: 输出 $\text{PH}_k^{\text{gen}}$ .

### 2.2.4 低层问题域的关键操作

本文在低层问题域设计的9种邻域操作主要基于交换、逆序和插入的操作, 具体描述如下:

1)  $\text{LLN}_1$ : 子路径内部相邻交换操作. 从低层个体(即路径序列)中随机选择一条子路径, 交换其中任意两个相邻客户编号.

2) LLN<sub>2</sub>: 子路径内部不相邻交换操作. 从低层个体中随机选择一条子路径, 交换其中任意两个不相邻客户编号.

3) LLN<sub>3</sub>: 子路径内部单客户插入操作. 从低层个体中随机选择一条子路径, 将其中任意一个客户编号插入该子路径的其他任意位置.

4) LLN<sub>4</sub>: 子路径内部多客户插入操作. 从低层个体中随机选择一条子路径, 将其中任意两个相邻客户编号插入该子路径的其他任意位置.

5) LLN<sub>5</sub>: 子路径内部逆序操作. 从低层个体中随机选择一条子路径, 将其中任意一段客户编号数量多于3的序列进行倒序排列.

6) LLN<sub>6</sub>: 子路径之间单客户交换操作. 从低层个体中随机选择两条子路径, 在满足约束的条件下, 将一条子路径中的任意一个客户编号与另一条子路径中的任意一个客户编号进行交换.

7) LLN<sub>7</sub>: 子路径之间多客户交换操作. 从低层个体中随机选择两条子路径, 在满足约束的条件下, 将一条子路径中的任意一个客户编号与另一条子路径中的任意两个相邻客户编号进行交换.

8) LLN<sub>8</sub>: 子路径之间单客户插入操作. 从低层个体中随机选择两条子路径, 在满足约束的条件下, 将一条子路径中的任意一个客户编号插入另一条子路径的任意位置.

9) LLN<sub>9</sub>: 子路径之间多客户插入操作. 从低层个体中随机选择两条子路径, 在满足约束的条件下, 将一条子路径中的任意两个相邻客户编号插入另一条子路径的任意位置.

### 2.2.5 HHACO流程

基于以上内容, HHACO的具体流程描述如下.

step 1: 采用 2.2.2 节的方法, 初始化规模为  $m_1$  的高层策略域种群 PH, 以及规模为  $m_2$  的低层问题域种群 PL.

step 2: 计算 PL 中个体的目标值, 并基于此, 筛选 PL 中的互不支配解, 构成规模为  $m_3$  的非劣解集  $PL_{gs\_pareto}$ .

step 3: 使用 PH 中每个个体对应的一系列邻域操作 (LLN<sub>1</sub> ~ LLN<sub>9</sub>), 依次对  $PL_{gs\_pareto}$  中的每个个体进行更新.

step 4: 对更新后的  $PL_{gs\_pareto}$  进行支配关系的判断, 筛选出互不支配解, 构成规模为  $m_4$  的非劣解集  $PL_{ls\_pareto}$ ; 找出产生  $PL_{ls\_pareto}$  的高层个体, 即为  $PH_{better}^{gen}$ , 用于更新高层策略域的信息素浓度矩阵和启发式信息矩阵 (2.2.3 节第 1) 部分).

step 5: 随机从  $PL_{ls\_pareto}$  中选取  $(m_2 - m_4)$  次, 得

到  $(m_2 - m_4)$  个个体 (部分个体会重复); 使用 2.2.4 节所提出 LLN<sub>1</sub>、LLN<sub>3</sub>、LLN<sub>5</sub> 中的任意一种, 对这  $(m_2 - m_4)$  个个体进行相应操作; 将得到的新个体与  $PL_{ls\_pareto}$  中个体合并, 作为新一代 PL.

step 6: 采用 2.2.3 节第 2) 部分方法, 生成  $m_1$  个高层策略域的新个体, 实现对 PH 的更新.

step 7: 判断是否达到终止条件. 若未达到, 则转至 step 2, 否则输出  $PL_{ls\_pareto}$  中个体及对应目标值.

## 3 实验设计与分析

### 3.1 实验设置

本文测试数据集选用 Set2 和 Set3<sup>[16]</sup>、Set4<sup>[17]</sup>、Set5<sup>[18]</sup> 以及 Set6<sup>[19]</sup> 的部分算例, 共计 30 组, 覆盖不同类型算例下多种客户和中转站规模; 同时, 参照文献 [20-21] 方法, 生成两级网络所需的时间窗、周期数. 改编后的算例可在 <https://pan.baidu.com/s/1RNA-3bPSzMzrlg4dViXMxsg> 中下载 (提取码 66sj).

为了对比各算法的性能, 本文采用反转世代距离 IGD<sup>[22]</sup> 和超体积 HV<sup>[23]</sup> 两个指标进行评价

$$IGD = \frac{\sum_{i=1}^{|\text{PF}^*|} |d_i|}{|\text{PF}^*|}, \quad (44)$$

$$HV = \bigcup_{i=1}^{|\text{PF}|} v_i. \quad (45)$$

其中:  $\text{PF}^*$  为最优 Pareto 前沿面上点的集合,  $\text{PF}$  为某一算法获取的最终非劣解集,  $d_i$  为  $\text{PF}^*$  中第  $i$  个点到  $\text{PF}$  中个体的最小欧几里得距离,  $v_i$  为参考点 (本文选取所有算法  $\text{PF}$  中的最差解) 和  $\text{PF}$  中第  $i$  个个体构成的超体积. 显然, IGD 的值越小、HV 的值越大, 代表算法的性能越好.

此外, 本文所有算法的测试均由 Matlab2022b 编程实现, 操作系统为 Window11, CPU 为 2.50 GHz, 内存为 16 GB. 在测试中, 所有算法在求解每个算例时均独立运行 20 次, 并且每次的运行时间均为  $(n_c \times n_s \times 0.1)$  s. 为了清晰显示, 在表 2 中, 每个算例对应的最优结果用粗体表示.

### 3.2 参数设置

基于文献调研<sup>[12, 22-23]</sup>, 将 1.1 节和 1.2 节所提出的 G2E-MPVRPFTW 模型涉及的恒定参数设置为  $w_b=0.25$ ,  $sev_1=20 \text{ min}$ ,  $sev_2=8 \text{ min}$ ,  $v_1=60 \text{ km/h}$ ,  $v_2=30 \text{ km/h}$ ,  $c_1=1.02$ ,  $c_2=1.41 \times 10^{-4}$ ,  $c_3=8.4 \times 10^{-6}$ . 设置 2.1 节 KCTW 最大迭代次数  $\text{maxgen}=50$ . 同时, 选用 Set2a\_E-n22-k4-s6-17、Set6\_B-n76-5、Set5\_200-10-1 三个在客户和中转站数量上分别覆盖小、中、大规模的算例, 采用实验设计方法

表2 KCTW 有效性验证的测试结果

算例名称	$n_C$	$n_S$	HHACOA_KA		HHACOA_R		HHACOA_KCTW	
			IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV
Set2a_E-n22-k4-s6-17	21	2	1.95e+07	1.51e+04	2.32e+07	2.32e+04	<b>6.36e+06</b>	<b>8.99e+04</b>
Set2a_E-n33-k4-s1-9	32	2	<b>1.58e+07</b>	7.07e+04	1.72e+07	1.24e+04	3.79e+07	<b>8.52e+04</b>
Set2b_E-n51-k5-s2-17	50	2	<b>7.18e+06</b>	4.01e+04	1.40e+07	5.61e+04	9.88e+06	<b>5.73e+05</b>
Set2b_E-n51-k5-s6-12-32-37	50	4	1.11e+08	1.56e+05	1.96e+08	1.81e+03	<b>6.87e+07</b>	<b>1.30e+06</b>
Set2c_E-n51-k5-s2-17	50	2	6.66e+06	2.72e+04	5.29e+06	1.61e+04	<b>1.05e+06</b>	<b>5.17e+05</b>
Set2c_E-n51-k5-s6-12-32-37	50	4	<b>1.15e+08</b>	8.29e+04	1.73e+08	7.79e+04	1.37e+08	<b>1.44e+05</b>
Set3_E-n22-k4-s13-14	21	2	8.78e+06	3.26e+03	1.07e+07	5.44e+03	<b>5.31e+06</b>	<b>5.79e+03</b>
Set3_E-n33-k4-s16-22	32	2	<b>3.47e+07</b>	3.65e+03	3.62e+07	3.13e+04	5.53e+07	<b>5.06e+04</b>
Set3_E-n51-k5-s12-18	50	2	1.21e+07	7.52e+04	1.90e+07	2.46e+04	<b>2.13e+06</b>	<b>9.22e+04</b>
Set4a_Instance50-1	50	2	<b>1.94e+10</b>	<b>1.17e+06</b>	6.58e+11	0.00e+00	2.34e+10	7.52e+05
Set4a_Instance50-19	50	3	2.76e+09	<b>4.00e+06</b>	1.38e+12	0.00e+00	<b>6.99e+08</b>	1.59e+06
Set4a_Instance50-37	50	4	6.91e+10	3.36e+06	1.46e+12	0.00e+00	<b>6.85e+10</b>	<b>3.37e+06</b>
Set4a_Instance50-1	50	2	2.76e+10	7.55e+05	4.08e+11	8.68e+04	<b>2.07e+10</b>	<b>9.42e+05</b>
Set4a_Instance50-19	50	3	<b>1.45e+09</b>	1.68e+06	1.43e+12	0.00e+00	2.01e+09	<b>1.73e+06</b>
Set4a_Instance50-37	50	4	<b>1.18e+09</b>	<b>1.52e+07</b>	7.01e+12	0.00e+00	2.11e+09	6.21e+06
Set5_100-5-1	100	5	8.68e+08	8.39e+04	<b>7.20e+08</b>	7.93e+04	7.57e+08	<b>4.53e+05</b>
Set5_100-5-1b	100	5	6.28e+08	9.86e+04	8.52e+08	5.10e+04	<b>2.46e+08</b>	<b>2.44e+05</b>
Set5_100-10-1	100	10	1.74e+09	1.44e+05	4.00e+09	2.67e+04	<b>1.59e+09</b>	<b>3.51e+06</b>
Set5_100-10-1b	100	10	2.05e+09	1.37e+06	4.12e+09	2.54e+06	<b>1.18e+09</b>	<b>1.11e+07</b>
Set5_200-10-1	200	10	1.29e+10	8.08e+05	1.67e+10	1.24e+06	<b>9.27e+09</b>	<b>4.69e+06</b>
Set5_200-10-1b	200	10	3.48e+09	1.65e+06	6.60e+09	7.68e+05	<b>3.09e+09</b>	<b>8.60e+06</b>
Set6_A-n51-4	50	4	<b>6.66e+07</b>	1.06e+05	1.68e+08	1.13e+04	1.13e+08	<b>2.61e+05</b>
Set6_A-n76-5	75	5	<b>6.15e+08</b>	7.83e+04	9.08e+08	8.05e+03	6.22e+08	<b>2.63e+06</b>
Set6_A-n101-6	100	6	1.58e+09	6.66e+05	1.50e+09	8.86e+05	<b>1.32e+09</b>	<b>1.66e+06</b>
Set6_B-n51-4	50	4	<b>6.53e+07</b>	1.97e+04	1.13e+08	1.79e+04	2.31e+08	<b>1.18e+05</b>
Set6_B-n76-5	75	5	<b>4.46e+08</b>	3.25e+05	6.41e+08	4.28e+05	6.24e+08	<b>1.26e+06</b>
Set6_B-n101-6	100	6	1.73e+09	5.74e+04	1.79e+09	1.19e+05	<b>1.37e+09</b>	<b>1.97e+06</b>
Set6_C-n51-4	50	4	<b>1.46e+08</b>	4.77e+04	2.45e+08	2.14e+04	3.06e+08	<b>1.80e+06</b>
Set6_C-n76-5	75	5	7.84e+08	9.96e+04	9.49e+08	4.11e+04	<b>5.20e+08</b>	<b>1.19e+06</b>
Set6_C-n101-6	100	6	6.46e+09	<b>3.00e+06</b>	8.83e+09	2.14e+04	<b>1.77e+09</b>	5.80e+05
average	-	-	5.18e+09	1.17e+06	4.13e+11	2.20e+05	<b>4.69e+09</b>	<b>1.92e+06</b>

(design of experiment, DOE) 将 HHACOA 的 6 个主要参数设置为  $m_1 = 40, m_2 = 40, \alpha = 2, \beta = 2, \rho_{o1} = 0.7, \rho_{o2} = 0.9$ .

### 3.3 验证 KCTW 的有效性

为了验证 2.1 节 KCTW 的有效性, 将 HHACOA\_KCTW 与 HHACOA\_KA 和 HHACOA\_R 进行对比. 其中, HHACOA\_KA 先利用只以距离为特征的 K-means 算法对客户进行聚类, 再使用 HHACOA 求解; HHACOA\_R 先随机将客户分配给中转站, 再利用 HHACOA 求解. 所得测试结果如表 2 所示.

由表 2 可知, HHACOA\_KCTW 的大部分结果都优于 HHACOA\_KA, 表明同时考虑距离和时间窗两个特征的 KCTW, 可以更合理地给各个中转站分配客户; 而 HHACOA\_KCTW 的结果几乎全部优于

HHACOA\_R, 表明随机将客户分配给中转站的方式难以引导 HHACOA 到达优质解集中的区域.

### 3.4 验证 HHACOA\_KCTW 的有效性

为验证所提出 HHACOA\_KCTW 的有效性, 将 HHACOA\_KCTW 与求解多目标问题的经典优化算法 NSGA-II<sup>[24]</sup>、MOEAD<sup>[22]</sup>、MOGLS<sup>[25]</sup>、SPEAII<sup>[23]</sup> 进行对比. 为了使测试结果直观显示, 分别绘制小规模算例 Set2a\_E-n22-k4-s6-17、中等规模算例 Set6\_B-n76-5 和大规模算例 Set5\_200-10-1 下各算法获取的非劣解分布, 如图 4 所示.

由图 4 可以看出, HHACOA\_KCTW 获取的非劣解在整体上覆盖范围较广, 且趋于图中左上角 (非劣解越接近左上角质量越高); 同时, 随着算例规模的不断增大, HHACOA\_KCTW 优于其他算法的显

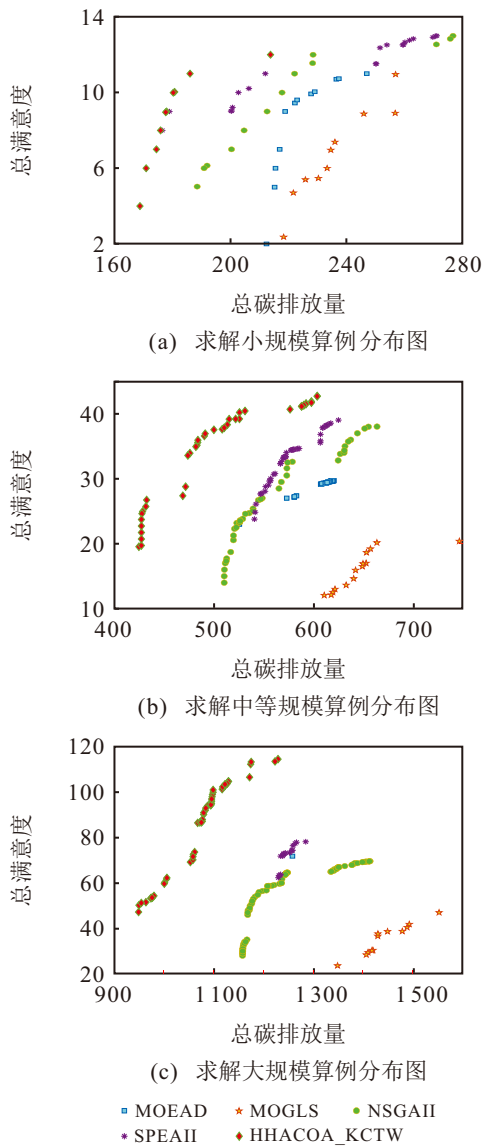


图4 求解不同规模算例所得非劣解分布

著性逐渐增强. 这表明 HHACOA\_KCTW 兼具较好的分布性和收敛性, 且更适于求解较大规模问题.

### 4 结论

本文针对 G2E-MPVRPFTW, 建立最小化碳排放量和最大化客户满意度的多目标数学模型, 提出一种结合 KCTW 的 HHACOA 进行求解. 通过对不同规模的算例进行数值仿真和实验对比, 验证了所提出 HHACOA\_KCTW 是求解 G2E-MPVRPFTW 的有效算法. 后续研究将进一步考虑将 HHACOA 扩展用于求解不确定性的多目标两级多周期车辆路径问题.

### 参考文献 (References)

[1] 许维胜, 曾正洋, 徐志宇. 一种求解两级车辆路径问题的 Memetic 算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1587-1590.  
(Xu W S, Zeng Z Y, Xu Z Y. A Memetic algorithm for solving two-echelon vehicle routing problem[J]. Control

and Decision, 2013, 28(10): 1587-1590.)

[2] 张汉鹏, 廖毅, 邱苑华. 两级车辆路径问题下的应急物资配送策略与绩效[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 266-270.  
(Zhang H P, Liao Y, Qiu W H. Emergency resource delivery strategy and performance based on two echelon vehicle routing problem[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 266-270.)

[3] 葛显龙, 薛桂琴. 基于场景动态度的两级配送路径问题[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1195-1202.  
(Ge X L, Xue G Q. Two-echelon distribution routing problem based on scenes dynamic degree[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1195-1202.)

[4] Wang Y, Li Q, Guan X, et al. Two-echelon collaborative multi-depot multi-period vehicle routing problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 167: 114201.

[5] Liu D, Kaisar E I, Yang Y, et al. Physical Internet-enabled E-grocery delivery Network: A load-dependent two-echelon vehicle routing problem with mixed vehicles[J]. *International Journal of Production Economics*, 2022, 254: 108632.

[6] Mühlbauer F, Fontaine P. A parallelised large neighbourhood search heuristic for the asymmetric two-echelon vehicle routing problem with swap containers for cargo-bicycles[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 289(2): 742-757.

[7] Wang Z Q, Wen P H. Optimization of a low-carbon two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing for cold chain logistics under mixed time window[J]. *Sustainability*, 2020, 12(5): 1967.

[8] Cao S Q, Liao W Z, Huang Y Q. Heterogeneous fleet recyclables collection routing optimization in a two-echelon collaborative reverse logistics network from circular economic and environmental perspective[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 758: 144062.

[9] Kuo R J, Fernanda L M, Aini M N, et al. Application of improved multi-objective particle swarm optimization algorithm to solve disruption for the two-stage vehicle routing problem with time windows[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 225: 120009.

[10] Chen L, Zheng H, Zheng D, et al. An ant colony optimization-based hyper-heuristic with genetic programming approach for a hybrid flow shop scheduling problem[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Sendai, 2015: 1-8.

[11] Ferreira A S, Pozo A, Gonçalves R A. An ant colony based hyper-heuristic approach for the set covering problem[J]. *Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 2015, 4(1): 1-21.

[12] Rivera G, Cruz-Reyes L, Fernandez E, et al. An ACO-based hyper-heuristic for sequencing many-objective evolutionary algorithms that consider different ways to incorporate the DM's preferences[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 76: 101211.

[13] Zhang H Z, Zhang Q W, Ma L, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective

- vehicle routing problem with flexible time windows[J]. *Information Sciences*, 2019, 490: 166-190.
- [14] Dabia S, Demir E, van Woensel T. An exact approach for a variant of the pollution-routing problem[J]. *Transportation Science*, 2017, 51(2): 607-628.
- [15] Guo N, Qian B, Hu R, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm for multi-compartment vehicle routing problem[J]. *Complexity*, DOI: 10.1155/2020/8839526.
- [16] Perboli G, Tadei R, Vigo D. The two-echelon capacitated vehicle routing problem: Models and math-based heuristics[J]. *Transportation Science*, 2011, 45(3): 364-380.
- [17] Crainic T G, Perboli G, Mancini S, et al. Two-Echelon Vehicle Routing Problem: A satellite location analysis[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2010, 2(3): 5944-5955.
- [18] Hemmelmayr V C, Cordeau J F, Crainic T G. An adaptive large neighborhood search heuristic for two-echelon vehicle routing problems arising in city logistics[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(12): 3215-3228.
- [19] Baldacci R, Mingozzi A, Roberti R, et al. An exact algorithm for the two-echelon capacitated vehicle routing problem[J]. *Operations Research*, 2013, 61(2): 298-314.
- [20] Govindan K, Jafarian A, Khodaverdi R, et al. Two-echelon multiple-vehicle location-routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food[J]. *International Journal of Production Economics*, 2014, 152: 9-28.
- [21] Wang Y, Wang L, Chen G, et al. An improved ant colony optimization algorithm to the periodic vehicle routing problem with time window and service choice[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2020, 55: 100675.
- [22] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.
- [23] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm[J]. Technical Report Gloriastrasse, 2001742-751.
- [24] 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.
- [25] Jaskiewicz A. On the performance of multiple-objective genetic local search on the 0/1 knapsack problem — A comparative experiment[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 402-412.

### 作者简介

郭宁 (1983-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为物流优化调度与智能算法, E-mail: [124328466@qq.com](mailto:124328466@qq.com);

钱斌 (1976-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化调度理论与方法, E-mail: [bin.qian@vip.163.com](mailto:bin.qian@vip.163.com);

申秋义 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为优化调度与智能算法, E-mail: [1966643949@qq.com](mailto:1966643949@qq.com);

那靖 (1982-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化控制, E-mail: [najing25@163.com](mailto:najing25@163.com);

胡蓉 (1974-), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为优化方法与决策支持系统, E-mail: [ronghu@vip.163.com](mailto:ronghu@vip.163.com);

耿言 (1996-), 男, 硕士生, 主要研究方向为优化调度与智能算法, E-mail: [1982148527@qq.com](mailto:1982148527@qq.com).