

多商品分批次取送货的异构绿色车辆路径问题研究

郭方明, 孟祥虎, 唐静, 李浩, 黄文

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 针对同时取送货车辆路径问题, 考虑客户商品需求差异及车辆异型的因素, 以最小化车辆碳排放成本及总配送距离之和为目标, 建立多商品分批次取送货的异构绿色车辆路径问题 (multi-commodity heterogeneous green vehicle routing problem with split pickup and delivery, MCHGVRPSPD) 的数学模型, 且提出 1 种增强型变邻域搜索 (enhanced variable neighborhood search, EVNS) 算法对数学模型进行求解。在 EVNS 的初始阶段, 采用距离-容量平衡法 (distance-capacity balancing, DCB) 生成初始解; 在全局搜索扰动阶段, 结合 1 种自适应扰动操作, 防止算法过早收敛陷入局部最优; 在局部搜索阶段, 采用 4 种带容量约束的邻域搜索操作, 以探测更优质的邻域解空间。最后, 采用 GA, VNS 和 ALNS 算法进行测试案例仿真实验, 验证 EVNS 算法求解 MCHGVRPSPD 的有效性。结果表明: 与 3 种对比算法相比, EVNS 算法在求解质量方面提升了 15%~25% 的性能, 同时在收敛性和稳定性方面更优, 是 1 种求解 MCHGVRPSPD 的有效算法。

关键词: 多商品; 分批配送; 智能物流; 变邻域搜索; 异构车辆; 车辆路径问题; 自适应扰动; 碳排放成本

中图分类号: TP 242.6 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24137



Research on Multi-commodity Heterogeneous Green Vehicle Routing Problem with Split Pickup and Delivery

GUO Fangming, MENG Xianghu, TANG Jing, LI Hao, HUANG Wen

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

Abstract: Aiming at the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery, considering the differences in customer commodity demands and vehicle heterogeneity, a mathematical model was established with the objective of minimizing the sum of vehicle carbon emission costs and total delivery distance. This model was used to describe the multi-commodity heterogeneous green vehicle routing problem with split pickup and delivery (MCHGVRPSPD). An enhanced variable neighborhood search (EVNS) algorithm was proposed to solve this problem. In the initial phase of EVNS, distance-capacity balancing (DCB) was designed to generate the initial solution. In the global search perturbation phase, one adaptive perturbation operation was incorporated to prevent the algorithm from prematurely converging to a local optimum. In the local search phase, four types of neighborhood search operations with capacity constraints were used to explore higher-quality neighborhood solution spaces. Finally, test case simulation experiments were conducted using GA, VNS, and ALNS algorithms to verify the effectiveness of EVNS in solving MCHGVRPSPD. The results show that compared to the three benchmark algorithms, the EVNS algorithm improves solution quality by 15% to 25%, while also demonstrating superior convergence and stability. Thus, EVNS is an

收稿日期: 2024-07-29

基金项目: 安徽省高校自然科学基金项目 (KJ2021A0410)

作者简介: 郭方明 (1999—), 男, 安徽天长人, 硕士生, 主要研究方向为智能优化调度。

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: 郭方明, 孟祥虎, 唐静, 等. 多商品分批次取送货的异构绿色车辆路径问题研究 [J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2025, 42(2):159-168.

effective algorithm for solving the MCHGVRPSPD.

Keywords: multi-commodity; split delivery; intelligent logistics; variable neighborhood search; heterogeneous vehicle; vehicle routing problem; adaptive perturbation; carbon emissions cost

同时取送货车辆路径问题 (vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery, VRPSPD) 一直是物流领域的研究热点。该问题由 Min^[1] 于 1989 年提出, 最初用于解决图书馆总馆和各分馆之间的图书流通问题。VRPSPD 同时考虑客户的取货和送货需求, 通过优化车辆路径和资源分配, 有效提升了运输效率和服务质量。随着电商经济的迅速崛起, 物流行业发生了巨大转变, 服务模式已由传统的单向配送模式发展为无接触配送^[2]、上门取送件^[3]以及智能快递柜^[4]等多元化配送模式。随着多样化配送模式的出现, VRPSPD 在现代物流体系中的应用场景变得更加广泛和复杂, 尤其在应对多商品、多车型以及绿色配送的需求方面提出了新的挑战。因此, 进一步优化和研究 VRPSPD 的变种问题, 对于降低物流成本、提高服务水平、增加经济效益, 并促进智能物流配送的发展具有重要意义。

目前, 针对不同应用场景下的实际约束, 如时间窗^[5-6]、车型^[7-8]及订单时变^[9-10]等约束, 学者们提出了多个 VRPSPD 的变种。时间窗约束是指车辆需在规定的时间内对指定客户进行服务。在电商物流场景下, 基于客户对服务时间窗有强烈的需求, 在 VRPSPD 模型中考虑时间依赖性, 有助于提升用户体验及服务质量^[11]。此外, 实际物流业务过程中 VRPSPD 还涉及使用不同车型进行配送, 根据车辆型号的不同, VRPSPD 可分为单车型问题^[12]与多车型问题^[13]。其中, 多车型 VRPSPD 又可分为不同容量^[14]、混合车队^[15]等问题。值得注意的是, 客户需求或服务时间窗的频繁变更也是物流中常见的问题, 而且会影响配送决策的制定和执行。辛禹辰等^[16]提出基于等待策略的干扰管理方法, 解决了客户请求频繁变动下的 VRPSPD。以上 VRPSPD 模型中, 客户的商品需求是单一的, 通常未区分商品类型, 且未涉及多批次商品配送。然而, 在现实生活中客户对商品的需求是多样化的, 部分需求超量的商品需要分批配送。多商品分批次配送需要同时协调不同商品的库存和配送需求, 优化车辆载重和配送路径, 并满足客户的时间窗口要求^[17]。高振迪等^[18]将多商品约束引入分批次取送货的模糊需求车辆路径问题中, 并综合考虑多货混装、客户需求不确定等因素, 以

运营成本为最小目标, 构建多商品分批次取送货的模糊需求车辆路径问题的数学模型。此外, 在 VRPSPD 中取货和送货并不是成对出现的, 即车辆可在不同地点分别取货和送货。由于取送任务不成对, 路径规划变得更加复杂。Xu 等^[19]提出了多商品多批次访问的非成对取送货物车辆路径问题, 允许每辆车多次拜访客户进行取货和送货, 并采用分支切割算法对其进行求解。

上述文献中, 多商品 VRPSPD 未区分商品种类和配送车型的对应关系。然而, 在实际配送过程中, 某些商品只能由指定车型进行配送, 且这种现象普遍存在。当客户有多种商品需求且无法由一辆车完成配送时, 需要选择不同型号的车辆共同配送。目前, 针对此类问题缺乏系统研究和有效的求解方案。鉴于此, 考虑多商品约束和多批次访问下的异构绿色车辆路径问题 (multi-commodity heterogeneous green vehicle routing problem with split pickup and delivery, MCHGVRPSPD), 并为其建立数学模型。同时, 提出 1 种增强型变邻域搜索 (enhanced variable neighborhood search, EVNS) 算法对模型进行求解, 并通过仿真实验验证 EVNS 算法的有效性, 以期为解决实际配送问题提供有效的参考工具。

1 MCHGVRPSPD 的问题描述与模型建立

MCHGVRPSPD 可描述为 1 个无向图 $G = (V, E)$, 其中 $V = N \cup \{0\} = \{0, 1, \dots, n\}$ 为节点集合, $E = \{(i, j) | i, j \in V, i \neq j\}$ 为边的集合。设 d_{ij} 为边的长度, 表示车辆从客户 i 到客户 j 的欧式距离, 且 $d_{ij} = d_{ji}$ 。车辆从配送中心出发, 为具有不同取送货需求的客户提供服务, 在完成配送任务后返回配送中心, 通过合理规划配送路径, 旨在最小化碳排放成本和总配送距离之和。

1.1 问题描述的符号说明

MCHGVRPSPD 涉及的数学符号及定义如表 1。根据车型对各客户的可服务性, 建立车型客户关联矩阵 (vehicle-customer association matrix, VCAM)。其中, $a_{ki} = 1$ 表示车型 k 可服务的客户 i , $a_{ki} = 0$ 表示车型 k 不可服务的客户 i 。矩阵 VCAM 的行向量表示车型 k 可服务的客户, 即车型 k 可服务的客户集合 $H_k = \{i | a_{ki} = 1, k \in K, i \in N\}, 1 \leq |H_k| \leq n$ 。

表 1 符号定义

Tab. 1 Symbol definition

符号	定义	符号	定义
V	节点集合 $V = \{0, 1, 2, \dots, n\}$, $n \in \mathbf{Z}^+$	N	客户点集合 $N = \{1, 2, \dots, n\}$, $n \in \mathbf{Z}^+$
K	车型集合 $K = \{1, 2, \dots, k\}$, $k \in \mathbf{Z}^+$	C	商品集合 $C = \{1, 2, \dots, c\}$, $c \in \mathbf{Z}^+$
E_k	车型为 k 的车辆数量	H_k	车型为 k 的车辆可服务的客户集合
Q_k	车型为 k 的车辆最大载质量	G_k	车型为 k 的车辆可装载商品种类的集合
q_{ic}	客户 i 对商品 c 的进货需求量	p_{ic}	客户 i 对商品 c 的出货需求量
d_{ij}	节点 i 与节点 j 之间的欧式距离	M	1 个极大的正整数
y_{iks}	车型为 k 的车辆 s 在客户点 i 时的载质量	x_{ijks}	决策变量, $x_{ijks} \in \{0, 1\}$

$$P_{\text{CAM}} = [a_{ki}]_{k \times n} = \begin{matrix} & 0 & 1 & \dots & n \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ k \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

根据车型对各商品的可装载性, 建立车型与商品关联矩阵 (vehicle-product association matrix, VPAM)。其中, $b_{ki} = 1$ 表示车型 k 可装载商品 i , $b_{ki} = 0$ 表示车型 k 不可装载商品 i 。矩阵 VPAM 的行向量表示车型 k 可装载商品的种类, 即车型 k 可装载的商品种类集合 G_k , $G_k = \{i | b_{ki} = 1, k \in K, i \in C\}, 1 \leq |G_k| \leq c$ 。

$$P_{\text{PAM}} = [b_{ki}]_{k \times c} = \begin{matrix} & 0 & 1 & \dots & c \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ k \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2)$$

1.2 问题描述的数学模型

车辆的碳排放^[20]与车辆负载密切相关, 当车辆执行取送货任务时, 其负载会实时变化。车辆碳排放量的计算公式如下:

$$Z_{\text{CO}_2} = \sum_{s \in E_k} \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} \cdot \omega \cdot E_{\text{fuel}} \cdot p \cdot \frac{A_{\text{veh}}}{\mu} \cdot x_{ijks} + \sum_{s \in E_k} \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} \cdot \omega \cdot E_{\text{fuel}} \cdot p \cdot y_{jks} \cdot x_{ijks} \quad (3)$$

式 (3) 中的参数定义及说明如表 2。

表 2 碳排放计算相关参数

Tab. 2 Parameters relevant to the calculation of carbon emissions

参数	说明	取值
ω	每升燃油所含二氧化碳的质量/t	0.002 7
E_{fuel}	车辆单位质量和距离的油耗量/L	0.016 53
A_{veh}	车辆质量/t	16.2
μ	车辆质量利用系数	5.017 5
p	排放单位二氧化碳的成本/元	20

根据上述变量以及问题描述的要求, 以碳排放成本及总配送距离之和最小化为求解目标, 建立数学模型。

求解目标:

$$\min f = \sum_{k \in K} \sum_{s \in E_k} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} x_{ijks} + Z_{\text{CO}_2} \quad (4)$$

目标函数需要满足以下约束:

每辆车从配送中心出发并在完成配送任务后返回车场, 如式 (5)。

$$\sum_{i \in H_k} x_{0iks} = 1, \sum_{i \in H_k} x_{i0ks} = 1, \forall k \in K, \forall s \in E_k \quad (5)$$

每位客户可被服务多次且每种车型只能服务 1 次, 如式 (6), (7)。

$$\sum_{i \in H_k} \sum_{j \in H_k} \sum_{s \in E_k} x_{ijks} = 1, \forall k \in K \quad (6)$$

与

$$\sum_{j \in H_k} \sum_{i \in H_k} \sum_{s \in E_k} x_{ijks} = 1, \forall k \in K \quad (7)$$

车辆到达某个客户点后, 必须从该客户点出发, 如式 (8)。

$$\sum_{k \in K} \sum_{s \in E_k} \sum_{i \in H_k} x_{ijks} = \sum_{k \in K} \sum_{s \in E_k} \sum_{l \in H_k} x_{jlks} = 1, i \neq j \neq l, \forall j \in H_k \quad (8)$$

禁止车辆在某个客户点形成循环访问, 如式 (9)。

$$\sum_{k \in K} \sum_{s \in E_k} \sum_{i \in H_k} \sum_{j \in H_k} x_{ijks} = 0, i = j \quad (9)$$

车辆出发时的载重为其服务客户点的进货量之和, 如式 (10)。

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in H_k} \sum_{j \in H_k} \sum_{c \in G_k} x_{ijks} q_{jc} = y_{0ks}, \forall s \in E_k \quad (10)$$

每辆车在服务完每个客户点后不得超过所属车型的最大载质量, 如式 (11), (12)。

$$y_{iks} - y_{jks} - \left(\sum_{c \in G_k} q_{jc} x_{ijks} - \sum_{c \in G_k} p_{jc} x_{ijks} \right) \leq M(1 - x_{ijks}) \quad (11)$$

$$\forall i \in H_k, \forall j \in H_k, \forall k \in K, \forall s \in E_k$$

与

$$y_{iks} \leq Q_k; \forall i \in H_k, \forall k \in K, \forall s \in E_k \quad (12)$$

每辆车的配送路径中不包含子回路, 如式 (13)。

$$u_{iks} - u_{jks} + nx_{ijk} \leq n - 1; i \neq j, \forall i \in H_k, \forall j \in H_k, \forall k \in K, \forall s \in E_k \quad (13)$$

文中以车辆碳排放成本及总配送距离之和为优化目标,建立目标函数,旨在减少车辆配送距离的同时,降低车辆碳排放对环境的影响。

2 EVNS 算法的设计

设计 1 种增强型变邻域搜索 (enhanced variable neighborhood search, EVNS) 算法求解 MCHGV-RPSPD 问题。采用基于车辆类型的编码方式以减少不可行解出现的概率,从而提高求解效率;同时,设计 3 种搜索机制,包括 DCB 生成初始解、自适应扰动操作与局部搜索。其中,局部搜索包括批量式插入操作、2-opt、两点式最优交换操作及单点式最优插入操作。

2.1 编码方式

设计 1 种基于车辆类型的编码方式,以车辆为基本单位对服务的客户进行多段编码。默认每辆车

从车场出发,服务一定数量的客户后返回车场。给定 10 位客户(客户编号为 1~10)与单个车场(车场编号为 0)。例如,车辆 1 从车场 0 出发,依次服务顾客 9, 6, 3 与 1, 最后返回车场 0, 则车辆 1 的路径为 Route₁: [0, 9, 6, 3, 1, 0]。同理, 车辆 2 从车场 0 出发, 依次服务顾客 10, 7, 5, 4, 2 与 8 后返回车场 0, 则车辆 2 的路径为 Route₂: [0, 10, 7, 5, 4, 2, 8, 0]。由此, {[0, 9, 6, 3, 1, 0], [0, 10, 7, 5, 4, 2, 8, 0]} 构成了了解的编码。

2.2 初始解的生成

算法的求解效率依赖于初始解的构建, 较优的初始解能够使算法在较短时间内获得优质解。为此, 设计 1 种距离-容量平衡法 (distance-capacity balancing, DCB), 生成较优质的初始解。具体而言, 计算当前客户点或车场与其他客户点之间的 DCB 权值, 选择权值最小的客户点作为车辆下一个服务的客户点。客户点 i 与客户点 j 之间的 DCB 权值计算公式 $w_{ij} = \alpha d_{ij} + \beta (\sum_{c \in G_k} p_{jc} - \sum_{c \in G_k} q_{jc})$, $\forall k \in K$ 。DCB 算法具体过程见图 1。

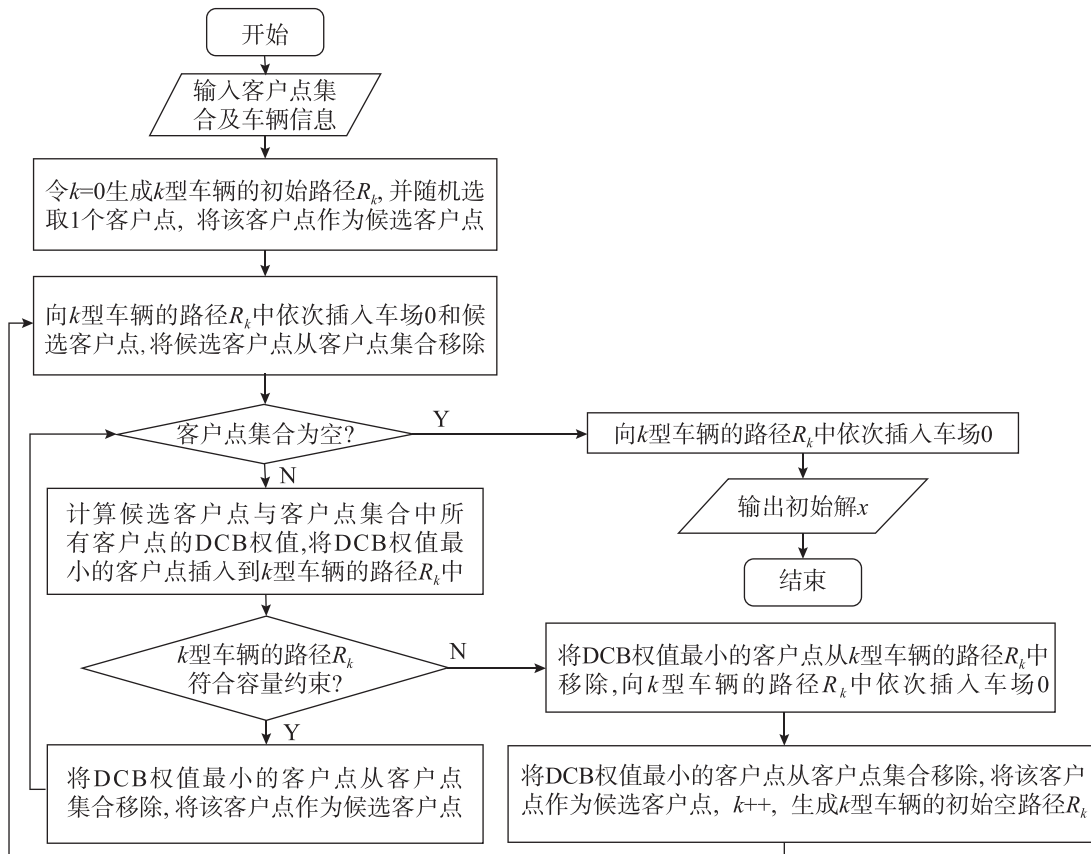


图1 DCB 算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of DCB algorithm

2.3 自适应扰动操作

基于问题特征设计 2 种邻域扰动操作, 分别为客户点的路径间重组操作 (S_1) 和路径内重插入操

作 (S_2)。前者要求随机选择 2 条路径, 各截取一段客户点片段并进行相互交换, 从而产生新路径; 后者则要求随机选择 1 条路径中的 1 个客户点, 将其移

除后随机选择 1 个位置重新插入该路径。在上述 2 种邻域扰动操作的基础上, 对当前解进行自适应扰动, 以提高邻域扰动操作效率并提升算法的寻优性能。具体操作为: 计算当前解在第 t 次扰动过程中对其解质量的提升度, 如式 (14); 采用轮盘赌方式选择邻域扰动操作, 如式 (15)。

$$h_{t,S_i} = \frac{1}{t_{S_i}} \sum_{i=1}^{t_{S_i}} \frac{f(x_t) - f(x'_t)}{f(x_t)} \quad (14)$$

$$p_{t,S_i} = \frac{h_{t,S_i}}{\sum_{i \in t_{S_i}} h_{t,S_i}} \quad (15)$$

式中: t_{S_i} 为邻域扰动操作 S_i 被选择的次数; $f(x_t)$, $f(x'_t)$ 分别为第 S_i 次使用邻域扰动操作 S_i 前后的目标函数; p_{t,S_i} 为选择邻域扰动操作 S_i 的概率。

2.4 局部搜索

为探测多样化的解空间, 设计 4 种带容量约束的邻域操作对当前解进行局部邻域搜索, 即批量式插入操作 (m-insert)、2-opt、两点式最优交换操作 (two-best-swap) 及单点式最优插入操作 (one-best-insert), 涉及的车辆路径最优位置为符合车辆容量约束并引起目标函数值变化量最小的位置。m-insert 通过在解 x 中选取 $\max\{[10\% * |M|], 5\}$ 个客户, 重新分配位置来优化车辆路径。其中, 基于随机与最大距离成本选取客户, 客户 j 的距离成本 $D_j = |d_{ij} + d_{jl}|$; 客户 i 和客户 l 分别为车辆服务客户 j 前后访问的客户。若 m-insert 操作后形成的新路径符合车辆容量约束, 且目标函数值得到优化, 则保留此次操作; 否则返回操作前路径。m-insert 操作流程图见图 2。2-opt 是对车辆路径内部的客户点进行操作, 选择路径中的 2 条边, 将 2 条边之间的路径段反转, 然后重新连接该路径。图 3 中, 将 Route_1 中客户 6, 3 和 8 的顺序进行反转, 形成新路径, 若生成的新路径符合容量约束, 且目标函数值得到优化, 则保留此次反转操作; 否则返回反转前路径。

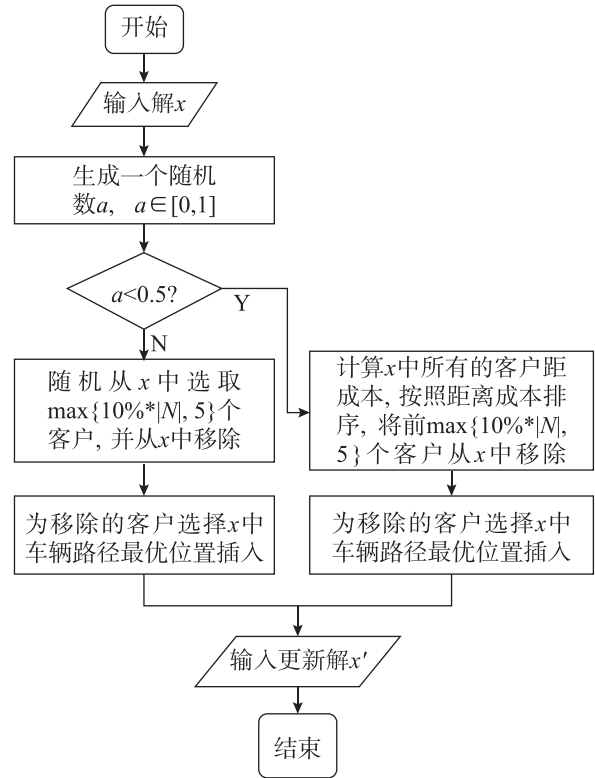


图 2 m-insert 操作流程图

Fig. 2 Flowchart of m-insert operation

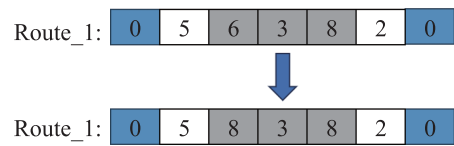


图 3 2-opt 操作

Fig. 3 Operation of 2-opt

two-best-swap 是随机选择 2 条路径, 从每条路径中各选取 1 个客户点, 将这些客户点从原路径中移除, 并插入对方路径的最优位置。例如: 图 4 中, 将 Route_1 中的客户 2 移除, 并将其插入到 Route_2 中的最优位置; 同时将 Route_2 中的客户 7 移除, 并插入到 Route_1 中的最优位置。若生成的新路径符合容量约束, 且目标函数值有所减少, 则保留此次交换操作; 否则返回交换前路径。

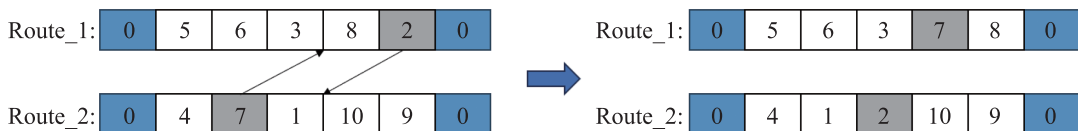


图 4 two-best-swap 操作

Fig. 4 Operation of two-best-swap

one-best-insert 是随机选取 2 条路径, 从其中 1 条路径中选取 1 个客户点, 将其从原路径中移除, 并将该客户点插入到另一条路径的最优位置。例如:

图 5 中, 将 Route_1 中客户 6 移除且插入到 Route_2 中, 若生成的新路径符合容量约束, 且目标函数值得到优化, 则保留此次插入操作; 否则返回插入前路径。

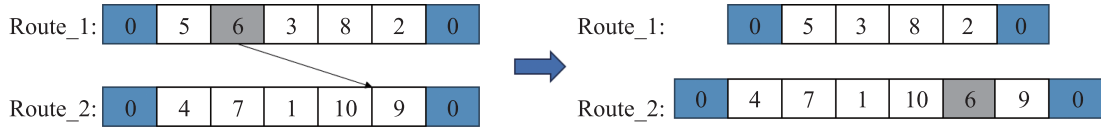


图5 one-best-insert 操作

Fig. 5 Operation of one-best-insert

执行局部搜索时, 设置最大搜索次数 I_{max} , 按照设计 4 种邻域操作的顺序优化当前解 x 。在设置的搜索次数内, 若得到的邻域解 x' 优于历史最优解 x_{best} , 则更新 x_{best} , 并返回至第 1 种邻域操作重新进行搜索。重复上述操作, 直至达到最大搜索次数后, 停止搜索并输出全局最优解。

综上, EVNS 算法的流程图如图 6。采用 DCB 生成初始解, 并通过自适应扰动操作对当前解进行扰动; 随后, 通过局部搜索操作寻找局部最优解。若局部最优解优于历史最优解, 则更新当前解; 否则, 继续迭代直至终止条件, 停止迭代并输出最优解。

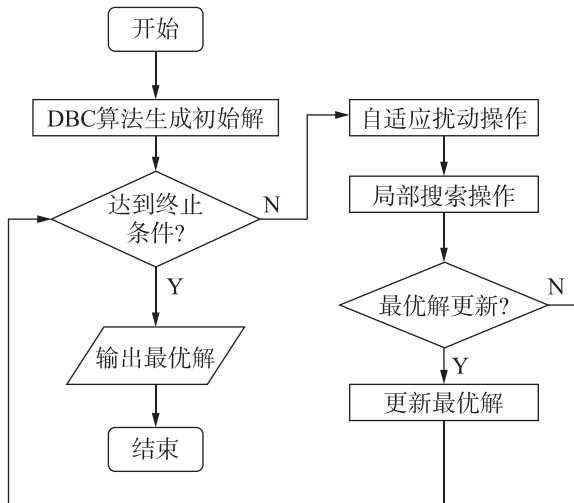


图6 EVNS 算法的流程图

Fig. 6 Flowchart of EVNS algorithm

由 EVNS 算法的主要操作可看出该算法的时间复杂度: 在初始化阶段, 采用 DCB 算法生成初始解的时间复杂度为 $O(n)$; 在扰动阶段, 采用自适应扰动操作对当前解进行扰动操作的时间复杂度为 $O(n)$; 在局部搜索操作阶段, m-insert 操作、two-best-swap

操作及 one-best-insert 操作的时间复杂度为 $O(n)$, 2-opt 操作的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。因此, EVNS 算法执行单次的时间复杂度 $O(n+n+n+n^2+n+n) \approx O(n^2)$ 。EVNS 算法属于任意时刻终止的算法, 可根据算法预先设定的条件 (如最大迭代次数等) 终止搜索过程, 因此不对其整体时间复杂度进行分析。

3 实验结果与分析

为验证 EVNS 算法求解 MCHGVRSPD 的有效性, 采用 EVNS 与 Gurobi, GA^[21], VNS^[22] 以及 ALNS^[23] 算法进行仿真实验。算法程序均采用 Python 语言编写, 在 Windows11 操作系统的计算机上运行, 其中 CPU 主频为 2.50 GHz、内存为 16 GB。MCHGVRSPD 的案例数据集包括车辆信息、客户坐标以及客户对不同种类货物的需求, 这些数据是根据相关公开数据集进行改编的; 测试案例数据可参见网址 (https://gitee.com/keytol_master/MCHGVRSPD)。

3.1 与 Gurobi 算法的性能比较

对于 C1~C5 小规模案例, 采用 Gurobi 算法对 MCHGVRSPD 进行建模及求解, 并与 EVNS 算法的求解结果进行对比, 结果如表 3。其中 n, c, k 分别表示客户数量、商品数量和车型数量。由表 3 可看出: 在案例 C1, C2, C3 和 C4 中, Gurobi 算法求得的最优解分别为 917.70, 388.39, 438.59, 516.76, 而 EVNS 算法求得的目标值与 Gurobi 算法的完全相同; 当问题规模增大时, Gurobi 算法的计算耗时显著增加, 而 EVNS 算法均能够在较短时间内求解并获得较优值。由此可证明, EVNS 算法在求解小规模案例中的有效性, 同时也验证了 MCHGVRSPD 模型的准确性。

表 3 EVNS 和 Gurobi 算法的案例求解结果

Tab. 3 The case solving results of EVNS and Gurobi algorithms

案例	n/c/k	Gurobi		EVNS	
		目标函数值	时间/s	目标函数值	时间/s
C1	10/2/1	917.70	381.03	917.70	1.17
C2	10/3/1	388.39	388.39	388.39	1.53
C3	20/2/1	438.59	977.89	438.59	3.67
C4	20/3/1	516.76	992.28	516.76	3.72
C5	40/3/2	—	—	1 037.56	7.62

3.2 与其他算法的性能比较

为进一步检验 EVNS 算法的性能, 采用 EVNS 与 GA, VNS 及 ALNS 算法对案例 C1~C20 进行仿真实验, 对比分析算法的求解质量、稳定性及收敛性等指标。

3.2.1 算法的求解质量

为保证实验结果对比的公平性, 令各算法均重复运行 20 次, 统计 EVNS, GA, VNS 及 ALNS 算法求解结果的最优值和平均值, 结果见表 4。

表 4 EVNS, GA, VNS 及 ALNS 算法求解不同测试案例的结果

Tab. 4 Results of EVNS and GA, VNS and ALNS algorithms solving different test cases

案例	n/c/k	GA		VNS		ALNS		EVNS	
		最优	均值	最优	均值	最优	均值	最优	均值
C1	10/2/1	917.70	917.70	917.70	917.70	917.70	917.70	917.70	917.70
C2	10/3/1	388.39	388.39	388.39	388.39	388.39	388.39	388.39	388.39
C3	20/2/1	438.59	439.09	438.59	445.76	438.59	439.48	438.59	438.59
C4	20/3/1	523.25	527.01	525.63	530.03	516.76	526.42	516.76	516.76
C5	40/3/2	1 129.84	1 193.99	1 052.13	1 073.96	1 039.69	1 058.10	1 037.56	1 042.88
C6	40/4/2	1 321.81	1 364.73	1 296.22	1 310.52	1 267.50	1 289.15	1 236.22	1 256.81
C7	50/3/2	1 322.51	1 340.17	1 269.74	1 291.51	1 239.91	1 260.28	1 231.43	1 246.85
C8	50/4/2	1 583.35	1 601.26	1 523.10	1 545.67	1 438.47	1 461.04	1 424.61	1 441.75
C9	50/5/2	2 440.02	2 479.17	2 297.15	2 411.59	2 271.69	2 314.22	2 235.64	2 246.89
C10	75/4/2	3 120.05	3 192.28	2 977.20	3 025.72	2 768.82	2 834.64	2 764.45	2 805.06
C11	75/5/2	2 842.08	2 882.40	2 709.83	2 755.34	2 605.33	2 629.71	2 577.45	2 607.65
C12	75/6/3	2 460.20	2 516.51	2 382.30	2 417.00	2 219.25	2 281.79	2 185.77	2 231.73
C13	100/3/2	1 575.98	1 642.64	1 478.37	1 514.82	1 463.96	1 486.20	1 428.05	1 451.24
C14	100/4/2	3 738.26	3 799.84	3 692.91	3 810.72	3 550.66	3 624.25	3 522.78	3 579.84
C15	100/5/2	3 962.23	4 044.00	4 071.93	4 128.87	3 858.82	3 910.69	3 849.16	3 890.83
C16	100/6/3	2 425.02	2 475.61	2 201.06	2 244.87	2 166.29	2 202.81	2 105.37	2 164.18
C17	200/3/2	4 862.33	4 972.95	4 824.59	4 942.29	4 513.75	4 606.43	4 479.42	4 544.33
C18	200/4/2	7 742.65	7 855.97	7 791.29	7 903.56	7 329.11	7 414.17	7 279.95	7 369.04
C19	200/5/2	7 700.81	7 781.70	7 880.56	8 011.17	7 398.15	7 507.76	7 373.49	7 452.66
C20	200/6/3	3 624.43	3 684.84	3 713.21	3 747.61	3 493.20	3 567.48	3 387.26	3 444.87

综合表 3, 4 可看出: 在案例 C1~C4(最优解见表 3) 中, EVNS 重复运行 20 次时均获得了最优解, 而其他 3 种算法未能确保每次求解都达到最优解。这表明, EVNS 在小规模测试案例中具有较高的最优解命中率, 且相较于 GA, VNS 和 ALNS, 其求解性能更加稳定。

进一步由表 4 可看出: 对于案例 C5~C20, EVNS 的平均值和最优值均优于其他 3 种算法, 显示出 EVNS 在大规模案例下求解的卓越性能。随着测试案例规模的增大, GA, VNS 和 ALNS 的求解能力逐渐下降, 这主要是由于这 3 种算法生成的初始解质量较低, 导致搜索效率显著下降。GA 和 VNS 虽然具备较强的全局搜索能力, 但其局部搜索能力的不足, 使得这 2 种算法在寻求全局最优解时产生大量的无效搜索, 不仅浪费计算资源, 还增加收敛时间。此外, GA 的交叉和变异操作在求解大规模案例时, 容易导致重要信息的丢失, 从而降低算法的整体表现。ALNS 在自适应选择邻域结构方面具有一定的

灵活性, 但在大规模案例中, 多样性的邻域结构变化会导致算法效率的降低, 当邻域结构变化过于频繁时, ALNS 会失去对局部最优解的追踪, 从而增加收敛时间。

综上, EVNS 算法在以上案例中的卓越表现得益于其高效的初始解生成方法和强大的局部搜索能力。具体而言, EVNS 算法通过 DCB 方法生成高质量的初始解, 显著提高了搜索效率, 相较于其他 3 种算法, 能够确保初始解的有效性; 同时, 设计的局部搜索机制和自适应扰动操作有效引导算法优化目标值, 提升了算法在复杂问题中的表现; 此外, 基于车辆类型的编码方式极大减少了 EVNS 在求解过程中出现不可行解的情况, 从而进一步提升解的质量。

3.2.2 算法的稳定性

对 EVNS, GA, VNS 及 ALNS 算法在测试案例 C9 和 C13 下运行 20 次的求解结果进行箱型图分析, 结果如图 7。测试案例 C9 属于中等规模问题, 而测试案例 C13 为大规模问题。通过分析不同规模的测

试案例,能够有效展示各算法在处理不同规模问题时的稳定性差异,直观体现出EVNS对于不同规模问题求解结果的稳定性优势。

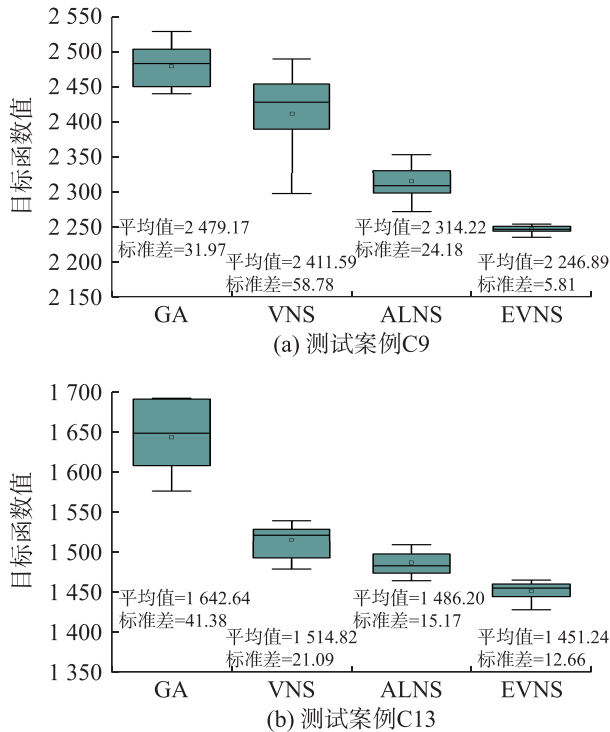


图7 4种算法求解结果的稳定性对比

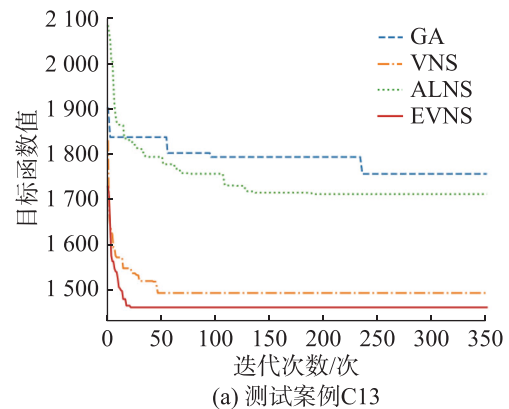
Fig. 7 Comparison of the stability of the results obtained by the four algorithms

由图7可看出:EVNS的标准差与平均值均优于其他算法。对于测试案例C9, EVNS的平均值为2 246.89, 低于GA(2 479.17), VNS(2 411.59)与ALNS(2 314.22); EVNS的标准差为5.81, 分别为GA(31.97)的18.17%、VNS(58.78)的9.88%和ALNS(24.18)的24.03%。这是由于EVNS采用的自适应扰动操作使算法能够跳出局部最优解, 并通过局部操作优化车辆的路径值, 使算法能够在高质量的解空间中进行稳定搜索。对于测试案例C13, EVNS无论是在标准差还是在平均值上都优于其他算法。由此看出, EVNS在鲁棒性和求解能力上均优于其他算法。

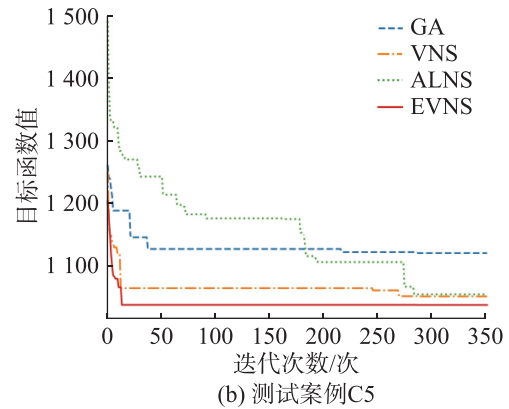
3.2.3 算法的收敛性

图8为4种算法求解测试案例C5和C13的收敛曲线。案例C5属于中等规模问题, 案例C13则为大规模问题。通过分析这2个不同规模的测试案例, 可清晰展现出算法在应对不同规模问题时的收敛性差异, 直观反映出EVNS求解不同规模问题的收敛效率。由图8可知: 对于案例C13, 在求解初始阶段, GA, VNS, ALNS与EVNS的初始解分别为1 902.02, 1 892.71, 2 082.86, 1 727.51, 其中EVNS的

初始解最优。这是因为EVNS算法采用DCB生成初始解, 显著加快了收敛效率; 在收敛阶段, VNS在第50次迭代开始收敛, GA与ALNS约在240次迭代开始收敛, 而EVNS在20次迭代左右即完成收敛, 且求得的目标函数值更优。这是因为在优化过程中, 当EVNS算法陷入局部最优解时, 自适应扰动操作能够有效使算法跳出局部解, 使其在较少的迭代次数内搜索到更优解。对于案例C5的求解过程, 同样显示了EVNS的快速收敛性。由此表明, 相比于其他算法, EVNS具有更快的收敛速度和更强的搜索效率。



(a) 测试案例C13



(b) 测试案例C5

图8 4种算法的迭代曲线

Fig. 8 Iteration curves of the four algorithms

4 结论

对于取送货的异构绿色车辆路径问题, 考虑多商品约束和多批次访问的影响, 以车辆行驶路径成本及碳排放成本最小化为目标, 建立多批次访问和多商品约束下的取送货异构绿色车辆路径问题模型, 并采用提出的增强型VNS(EVNS)算法对模型进行求解。在初始化阶段, 通过采用1种基于平衡距离和容量的DCB方法生成高质量的初始解; 同时, 结合2-opt、单点式最优插入操作、双点式最优交换操作和批量式插入操作, 设计有效的局部搜索优化机

制,对问题解空间进行搜索;并通过自适应扰动操作进行全局扰动,防止算法过早收敛。最后,基于小规模测试案例仿真实验,验证 MCHGVRPSD 数学模型的正确性及 EVNS 算法的有效性;基于大规模测试案例仿真实验,从求解质量、收敛性及稳定性等方面对比分析 EVNS 算法的优越性。结果表明:相较于 GA, VNS 及 ALNS 算法, EVNS 算法在求解质量方面可有效提升 15%~25% 的性能,在收敛性和稳定性方面也具显著优势,是 1 种有效求解 MCHGVRPSD 问题的算法。

参考文献:

- [1] MIN H. The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points[J]. *Transportation Research Part A: General*, 1989, 23(5):377-386.
- [2] WU G H, MAO N, LUO Q Z, et al. Collaborative truck-drone routing for contactless parcel delivery during the epidemic[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(12):25077-25091.
- [3] TAYFUN Ö, TUŞ A. A hybrid metaheuristic algorithm based on iterated local search for vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 202:117401.
- [4] WAN Z, WANG W T. An optimal takeout supply system of intelligent self-pickup cabinets: evidence from dining service during COVID-19[J]. *Soft Computing*, 2023, 27(21):15999-16018.
- [5] 刘建胜,蔡祥,黄纪绘,等.考虑同时取送和时间窗的车辆路径及求解算法[J].*计算机工程与应用*, 2023, 59(16):295-304.
LIU J S, CAI X, HUANG J H, et al. Solution algorithm for vehicle routing problem considering simultaneous pickup-delivery and time windows[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(16):295-304.
- [6] LAGOS C, GUERRERO G, CABRERA E, et al. An improved particle swarm optimization algorithm for the VRP with simultaneous pickup and delivery and time windows[J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2018, 16(6):1732-1740.
- [7] 吴廷映,陶新月,孟婷.“卡车+无人机”模式下带时间窗的取送货车车辆路径问题[J].*计算机集成制造系统*, 2023, 29(7):2440-2448.
WU T Y, TAO X Y, MENG T. Pickup and delivery problem with time windows in mode of “truck+drone” [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(7):2440-2448.
- [8] PRAXEDES R, BULHÕES T, SUBRAMANIAN A, et al. A unified exact approach for a broad class of vehicle routing problems with simultaneous pickup and delivery[J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 162:106467.
- [9] 孙宝凤,杨悦,史俊妍,等.考虑真实场景动态事件的动态取送货问题[J].*浙江大学学报(工学版)*, 2020, 54(8):1604-1612,1644.
SUN B F, YANG Y, SHI J Y, et al. Dynamic pick-up and delivery problem considering dynamic events in real-world environment[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2020, 54(8):1604-1612,1644.
- [10] 李嫚嫚,陆建,张赫.动态行驶时间取送一体化车辆路径问题[J].*西南交通大学学报*, 2019, 54(5):1104-1112.
LI M M, LU J, ZHANG H. Vehicle routing problem with pick-up and delivery under dynamic travel times[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2019, 54(5):1104-1112.
- [11] 何美玲,杨梅,韩珣,等.带时间窗的时间依赖型同时取送货车车辆路径问题研究[J].*交通运输系统工程与信息*, 2024, 24(4):231-242,262.
HE M L, YANG M, HAN X, et al. Time-dependent vehicle routing optimization considering simultaneous pickup-delivery and time windows[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2024, 24(4):231-242,262.
- [12] POLAT O, KALAYCI C B, KULAK O, et al. A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery with time limit[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 242(2):369-382.
- [13] AVCI M, TOPALOGLU S. A hybrid metaheuristic algorithm for heterogeneous vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 53:160-171.
- [14] MADANKUMAR S, RAJENDRAN C. A mixed integer linear programming model for the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup by heterogeneous vehicles, and constrained by time windows[J]. *Sādhanā*, 2019, 44(2):39.
- [15] CHEN H Y, HATZENBÜHLER J, JENELIUS E. Pick-up and delivery problem for sequentially consolidated urban transportation with mixed and multi-purpse vehicle fleet[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2022, 2022(1):920532.
- [16] 辛禹辰,李润超,杨华龙.基于等待策略的同时取送货车车辆路径问题干扰管理研究[J].*交通运输系统工程与信息*, 2023, 23(5):155-161.
XIN Y C, LI R C, YANG H L. Disturbance management of VRPSDP based on waiting strategy[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2023, 23(5):155-161.
- [17] AL-KHAYYAL F, HWANG S J. Inventory constrained

- maritime routing and scheduling for multi-commodity liquid bulk, Part I: applications and model[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 176(1):106–130.
- [18] 高振迪, 计明军, 孔灵睿, 等. 多商品分批次取送货的模糊需求车辆路径问题 [J]. *运筹与管理*, 2022, 31(11): 59–64.
- GAO Z D, JI M J, KONG L R, et al. Multi-commodity vehicle routing problem with split pickup and delivery and fuzzy demand[J]. *Operations Research and Management Science*, 2022, 31(11):59–64.
- [19] XU D Y, ZHEN L, CHAN H K, et al. An exact algorithm for unpaired pickup and delivery vehicle routing problem with multiple commodities and multiple visits[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 160:104488.
- [20] JABIR E, PANICKER V V, SRIDHARAN R. Design and development of a hybrid ant colony-variable neighbourhood search algorithm for a multi-depot green vehicle routing problem[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2017, 57:422–457.
- [21] RABBOUCH B, SAÂDAOUI F, MRAIHI R. Efficient implementation of the genetic algorithm to solve rich vehicle routing problems[J]. *Operational Research*, 2021, 21(3):1763–1791.
- [22] 肖友刚, 曹健, 陈婉茹, 等. 多舱共配绿色车辆路径问题的改进变邻域搜索算法 [J]. *控制理论与应用*, 2024, 41(4):751–762.
- XIAO Y G, CAO J, CHEN W R, et al. Improved variable neighborhood search algorithm for multi-compartment green vehicle routing problem[J]. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(4):751–762.
- [23] 崔焕焕, 官礼和. 优先配送绿色 VRP 的混合启发式求解算法 [J/OL]. *系统仿真学报*, (2024–07–28). <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.223-1125>.
- CUI H H, GUAN L H. Hybrid heuristic algorithm for solving the green vehicle routing problem with priority delivery[J/OL]. *Journal of System Simulation*, (2024–07–28). <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.223-1125>.

责任编辑: 何莉