

集货需求模糊的异型车同时配集货路径优化

范厚明[†], 刘浩, 刘鹏程, 任晓雪

(大连海事大学 交通运输工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 针对集货需求模糊的异型车同时配集货车辆路径问题(HFVRPSDDFP), 基于先预优化再重优化的思路构建模型. 预优化阶段根据可信度理论和车型选取方法为客户点分配车辆, 生成配送方案. 重优化阶段利用随机模拟算法(SSA)确定客户集货需求, 对服务失败的客户点, 制定服务策略, 将模糊问题转化为确定型的异型车辆路径问题(HFVRP), 并规划路径. 设计遗传变邻域算法, 通过测试确定邻域结构构造, 将自适应搜索策略应用到邻域搜索过程中, 保证迭代前期收敛速度和后期全局搜索能力. 通过算例验证了本文模型及算法的有效性.

关键词: 车辆路径问题; 模糊需求; 异型车辆; 同时配集货; 遗传变邻域算法

引用格式: 范厚明, 刘浩, 刘鹏程, 等. 集货需求模糊的异型车同时配集货路径优化. 控制理论与应用, 2021, 38(5): 661 – 675

DOI: 10.7641/CTA.2020.00376

Heterogeneous fleet vehicle routing problem with simultaneous deterministic delivery and fuzzy pickup

FAN Hou-ming[†], LIU Hao, LIU Peng-cheng, REN Xiao-xue

(College of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

Abstract: The heterogeneous fleet vehicle routing problem with simultaneous deterministic delivery and fuzzy pickup (HFVRPSDDFP) is solved according to the idea of pre-optimization and re-dispatch in this paper. In the pre-optimization stage, vehicles are allocated to customers based on the credibility theory and the rule of vehicle type selecting, and the distribution scheme in the pre-optimization stage is generated. In the re-optimization stage, the stochastic simulation algorithm (SSA) is used to determine the customers' pickup demand and the service strategy is formulated for the customer points that have failed to serve. The fuzzy problem is transformed into a deterministic heterogeneous fleet vehicle routing problem (HFVRP), and the route is re-planned. According to the characteristics of the problem, the genetic variable neighborhood algorithm is proposed. The neighborhood design is determined by repeated tests. The adaptive neighborhood search strategy is applied to the variable neighborhood search process in order to ensure the convergence speed in the early iteration and the global search ability in the later iteration. The effectiveness of the model and algorithm in this paper is verified by instances.

Key words: vehicle routing problem; fuzzy demand; heterogeneous fleet vehicle; simultaneous delivery and pickup; genetic variable neighborhood algorithm

Citation: FAN Houming, LIU Hao, LIU Pengcheng, et al. Heterogeneous fleet vehicle routing problem with simultaneous deterministic delivery and fuzzy pickup. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(5): 661 – 675

1 引言

车辆路径问题自1959年被提出以来^[1], 引起了众多学者对其研究, 并通过将不同约束加入到经典车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)问题中, 使其越来越贴近于实际, 逐步衍生出同时配集货车车辆路径问题(vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup, VRPSDP)、异型车辆路径问题(heterogen-

ous fleet vehicle routing problem, HFVRP)及模糊需求车辆路径问题(vehicle routing problem with fuzzy demand, VRPFD)等. 本文研究的集货需求模糊的异型车同时配集货车车辆路径问题(heterogeneous fleet vehicle routing problem with simultaneous deterministic delivery and fuzzy pickup, HFVRPSDDFP)是综合考虑了VRPSDP, HFVRP以及VRPFD问题特点而形成

收稿日期: 2020-06-22; 录用日期: 2020-11-30.

[†]通信作者. E-mail: fhm468@163.com; Tel.: +86 411-84725868.

本文责任编辑: 丛爽.

国家社科基金应急管理建设研究专项项目(20VYJ024)资助.

Supported by the National Social Science Fund Emergency Management System Construction Research Project (20VYJ024).

成的科学问题. 现实中, 如饮料供应商的配送中心使用不同型号的配送车辆, 依据客户需求订单对客户进行配送服务的同时回收可再使用容器(空瓶)、过期饮品, 其中配货需求依据订单是确定的, 回收空瓶及过期饮品(集货需求)往往是不确定的, 具有模糊特征; 同样, 玻璃厂依据订单配送玻璃的同时回收碎玻璃; 医疗药品配送的同时回收过期药品等, 都是物流生产过程需要解决的问题. 因此针对HFVRPSDDFP展开研究具有理论和现实意义.

有关VRPSDP, HFVRP和VRPFD问题近年来已经成为VRP扩展问题研究的热点. 针对VRPSDP的研究, 刘玲等^[2]对需求可拆分的VRPSDP问题进行研究, 设计变邻域搜索算法对问题进行求解. Zhu等^[3]对带有随机需求的VRPSDP问题进行研究, 设计自适应大邻域搜索算法对问题进行求解. 王超等^[4]研究了带有时间窗的VRPSDP问题, 设计离散布谷鸟算法对问题进行求解. Shi等^[5]研究了带有随机旅行和服务时间的VRPSDP问题, 并采用Gurobi、混合遗传算法、模拟退火算法、蝙蝠算法和萤火虫算法5种方法进行求解. 盛虎宜等^[6]对多配送中心的VRPSDP问题进行研究, 设计了改进蚁群算法对问题进行求解. 可见, 众多学者已经从需求可拆分、随机需求、时间窗、随机旅行及服务时间和多配送中心等方面深化了对VRPSDP问题的研究.

针对HFVRP问题的研究较多, 葛显龙等^[7]研究了以固定成本和油耗费用之和最小为优化目标的HFVRP问题, 设计量子遗传算法对问题进行求解. 田宇等^[8]对带有多车场的HFVRP问题进行研究, 设计多属性标签蚁群算法对问题进行求解. 潘雯雯^[9]等研究了需求可拆分多的HFVRP问题, 设计了包括离散型人工蜂群算法和禁忌搜索算法在内的两阶段算法对问题进行求解. 郭海湘等^[10]对单车场的HFVRP问题进行研究, 设计混合蚁群算法求解该问题. Penna等^[11]对HFVRP问题进行研究, 设计了结合迭代局部搜索和可变邻域下降算法的混合元启发式算法对问题进行求解. Bevilacqua等^[12]对HFVRP问题进行研究, 设计基于文化基因算法的混合算法求解问题. 全凌云等^[13]对以低油耗为优化目标的HFVRP问题进行研究, 设计了融合邻域搜索算法的混合模拟退火算法对问题进行求解. 部分学者综合考虑了HFVRP和VRPSDP的特点, 对同时配集异形车辆路径问题(heterogeneous fleet vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup, HFVRPSDP)问题进行研究. 陈妍等^[14]研究HFVRPSDP问题, 设计了模拟退火算法对问题进行求解. Kececi等^[15]对HFVRPSDP问题进行研究, 设计了一种三阶段算法对问题进行求解, 即先通过聚类方法为顾客分组并分配车辆, 再通过局部搜索算法进行第2阶段的路径间优化和第3阶段路径内优化. Avci

等^[16]对HFVRPSDP问题进行研究, 设计一种阈值调整策略与禁忌搜索算法相结合的混合局部搜索算法. 王旭坪^[17]对考虑时空距离的HFVRPSDP问题进行研究, 设计了变邻域算法进行求解. Madankumar等^[18]对带有时间窗的HFVRPSDP问题进行研究, 应用CPLEX对该问题进行求解.

目前还未见针对HFVRPSDDFP的研究, 但已有一些学者对VRPFD问题进行了研究. 曹二保等^[19]研究了VRPFD问题, 建立基于模糊可信性理论的模糊机会约束规划模型, 设计基于随机模拟的混合差分进化算法对问题进行求解. Erera等^[20]对VRPFD问题进行研究, 设计了一种禁忌搜索算法对问题进行求解. 张晓楠等^[21]研究了VRPFD问题, 提出了根据车辆载货量和路径上待服务顾客总需求的关系来确定失败点的失败点前序点返回策略, 设计变邻域分散搜索算法对问题进行求解. Shi等^[22]研究了带时间窗限制的VRPFD问题, 将其应用于家庭保健公司的药物配送中, 提出了一种与随机模拟方法相结合的混合遗传算法对问题进行求解. 李阳等^[23]对VRPFD问题进行研究, 提出两阶段变邻域禁忌搜索算法对问题进行求解, 针对服务失败的客户点, 提出失败点重调度策略进行调整. 范厚明等^[24]对带有模糊时间窗的VRPFD问题进行研究, 设计了一种混合遗传算法对问题进行求解.

综上, 现有研究为本文的研究提供了有意义的参考, 但还存在以下不足:

1) 对于HFVRPSDP问题的研究所涉及客户点的配、集货量多为确定型, 没有考虑现实生活中客户需求的模糊性和不确定性.

2) 在VRPFD的研究中, 由于服务失败后的配送策略多是在以距离为优化目标的情况下制定的, 多采用点返回策略(失败点返回策略和失败点前序点返回策略), 发现失败点后多采用在运输途中某点处直接返回车场, 再次派遣车辆对路径中剩余顾客点服务的运输策略, 导致固定成本的增加.

3) 现有HFVRP研究在选择车型时, 多制定一定的选择规则(优先使用大车型, 优先使用小车型等)或先将客户分组再按组内车辆配送需求量选择车型最后优化, 前者的做法没有考虑路径优化和车型分配的关系, 可能导致最优解的丢失, 后者的做法易使解陷入局部最优, 仍可能会造成最优解的丢失.

针对上述不足, 本文对集货需求模糊的异型车同时配集货车车辆路径问题(HFVRPSDDFP)展开研究; 根据研究问题特征, 设计了本文失败点服务策略, 允许车辆在遭遇失败点后继续为路径中剩余客户点服务, 充分利用了车辆装载能力, 减少使用车辆数目; 根据路径安排和客户点需求计算车辆载率, 以此为路径选用车型, 设计了编解码方式, 采用分别记录客户排列、车辆服务客户、车辆车型的方法, 使算方总能生成

可行解, 不易陷入局部最优. 构建了两阶段HFVRPS-DDFP模型, 预优化阶段基于可信度理论构建模糊机会约束规划模型, 重优化阶段为未被完全服务的客户点重新规划路径. 设计遗传变邻域算法对问题进行求解, 并通过3种算例对模型和算法进行验证.

2 问题描述及模型建立

2.1 问题描述

本文研究的HFVRPSDDFP问题描述如下: 假设有完备的有向图 $G = (V, E)$, 所有节点集合 $V = \{0\} \cup V_0$, 节点0表示配送中心, $V_0 = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示客户点集合, E 为连接各个节点的所有边的集合, $E = \{(i, j) | i, j \in V\}$.

1) 配送中心和客户点.

d_i : 客户点 i 的配货量.

\tilde{p}_i : 客户点 i 的集货需求, 用三角模糊数表示, $\tilde{p}_i = (p_{1,i}, p_{2,i}, p_{3,i})$, $p_{1,i} \leq p_{2,i} \leq p_{3,i}$.

l_{ij} : 点 i 与点 j 之间的距离.

L : 距离矩阵, 有 $L = (l_{ij})_{nn}$.

2) 车辆.

R : 配送中心可用车型集合, $R = \{1, 2, \dots, r, \dots, \varphi\}$, φ 为车型种类数.

K : 各车型车辆的集合, $K = \{K_1, K_2, \dots, K_r, \dots, K_\varphi\}$, K_r 为 r 型车集合.

k_r : 某一辆 r 型车, $k_r \in K_r$.

Q_r : r 型车的容量.

Q_{ijk_r} : 车辆 kr 在服务完节点 i 后驶向节点 j 时的货物装载量, 当节点 i 不连接节点 j 时, $Q_{ijk_r} = 0$.

c_{rf} : 每辆 r 型车的派遣成本.

c_{r1} : 每辆 r 型车在空载时的单位距离油耗成本.

c_{r2} : 每辆 r 型车在满载时的单位距离油耗成本.

W_{ijk_r} : 车辆 kr 从节点 i 驶向节点 j 过程中的实载率.

3) 决策变量.

x_{ijk_r} : 车辆 kr 是否从节点 i 直接驶向节点 j , 决策变量, 是为1, 否为0.

y_{ik_r} : 表示节点 i 是否由车辆 kr 服务, 决策变量, 是为1, 否为0.

车辆配集货过程中涉及的上述各参数、变量如图1所示.

本文需要解决的问题是合理选择不同车型的车辆从配送中心出发, 对客户进行配、集货服务, 最后返回配送中心, 要求规划车辆行驶路线, 使得总配送成本最低.

2.2 预优化阶段

在预优化阶段, 客户点的集货需求是不确定的, 难以准确估计, 实际集货需求一般在某个范围内. 通常

使用三点法估计每个客户的集货需求: 最小集货需求量、最可能集货需求量和最大集货需求量, 所以对于表示不确定集货需求的节点的模糊变量 \tilde{p}_i , 采用三角模糊变量 $\tilde{p}_i = (p_{1,i}, p_{2,i}, p_{3,i})$ 表示. 其中 $p_{1,i}, p_{2,i}, p_{3,i}$ 分别表示三角模糊数的下界、最可能的估计值及上界.

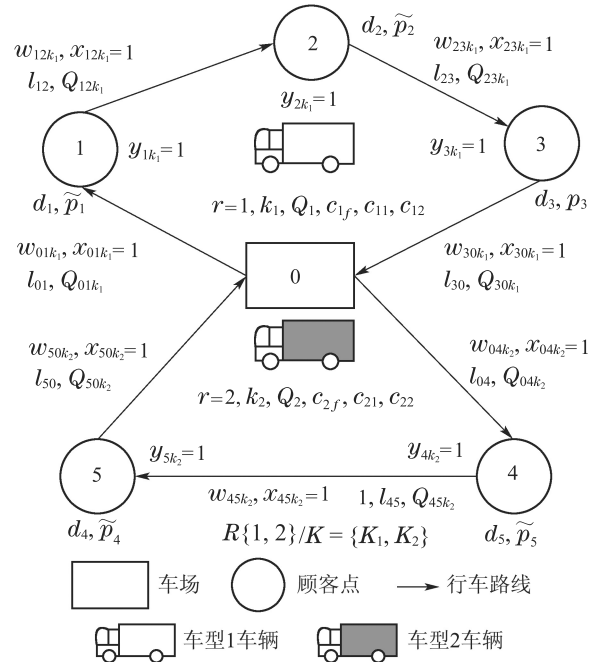


图 1 带有参数和变量的车辆服务过程示意图

Fig. 1 Vehicle service diagram with the parameters and variables

假设某条预优化路径 $V_{k_r} = \{s, u, w, z\}$, $V_{k_r} \subseteq V_0$, 为车辆服务的客户序列集合, 车辆 k_r 从配送中心出发, 按照预优化路径进行配送服务. 车辆服务完客户点 s, u 之后, 车载量

$$Q_{uwk_r} = \sum_{j \in V_0} Q_{0jk_r} - d_s - d_u + \tilde{p}_s + \tilde{p}_u = Q_{suk_r} - d_u + \tilde{p}_u,$$

那么车辆 k_r 在为节点 w 完成配货服务后的剩余容量为 $\Delta Q_{uwk_r} = Q_r - Q_{uwk_r} + d_w$. 因为客户 s, u 的集货量为三角模糊数, Q_{suk_r}, Q_{uwk_r} 和 ΔQ_{uwk_r} 也为三角模糊数, 则有

$$\begin{aligned} Q_{suk_r} &= (q_{1,suk_r}, q_{2,suk_r}, q_{3,suk_r}), \\ Q_{uwk_r} &= (q_{1,suk_r} - d_u + p_{1,u}, q_{2,suk_r} - d_u + p_{2,u}, q_{3,suk_r} - d_u + p_{3,u}) = \\ &= (q_{1,uwk_r}, q_{2,uwk_r}, q_{3,uwk_r}), \\ \Delta Q_{uwk_r} &= (Q_r - q_{3,uwk_r} + d_w, Q_r - q_{2,uwk_r} + d_w, \\ &= (Q_r - q_{1,uwk_r} + d_w) = \\ &= (\Delta q_{1,uwk_r}, \Delta q_{2,uwk_r}, \Delta q_{3,uwk_r}), \end{aligned}$$

其中:

$$q_{1,uwk_r} \leq q_{2,uwk_r} \leq q_{3,uwk_r},$$

$$\Delta q_{1,uvw} \leq \Delta q_{2,uvw} \leq \Delta q_{3,uvw}.$$

基于可信度理论,待服务节点 w 的集货需求 \tilde{p}_2 小于车辆 k_r 的剩余容量 Q_{uvw} 的可信度为

$$\text{Cr}\{\tilde{p}_w \leq \Delta Q_{uvw}\} = \begin{cases} 0, & p_{1,w} \geq \Delta q_{3,uvw}, \\ \frac{\Delta q_{3,uvw} - p_{1,w}}{2J}, & p_{1,w} \leq \Delta q_{3,uvw}, \\ \frac{L}{2K}, & p_{2,w} \geq \Delta q_{2,uvw}, \\ 1, & p_{2,w} \leq \Delta q_{2,uvw}, \\ 1, & p_{3,w} \geq \Delta q_{1,uvw}, \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$$\begin{aligned} J &= \Delta q_{3,uvw} - p_{1,w} + p_{2,w} - \Delta q_{2,uvw}, \\ K &= \Delta q_{2,uvw} - p_{2,w} + p_{3,w} - \Delta q_{1,uvw}, \\ L &= p_{3,w} - \Delta q_{1,uvw} - 2(p_{2,w} - \Delta q_{2,uvw}), \end{aligned}$$

$\text{Cr}\{\tilde{p}_w \leq \Delta Q_{uvw}\}$ 为满足条件 $\tilde{p}_w \leq \Delta Q_{uvw}$ 的可信度, Cr 越大表示该车辆能够完成下一个客户点配送任务的机会越大,引入偏好值 α ,如果 $\text{Cr}\{\tilde{p}_w \leq \Delta Q_{uvw}\} \geq \alpha$,车辆 k_r 对客户点 w 进行服务,并继续对下一个客户点 z 进行判断,如果 $\text{Cr}\{\tilde{p}_w \leq \Delta Q_{uvw}\} < \alpha$,车辆 k_r 返回车场,形成新的子路径,并派另一辆车从 z 开始为后续客户点进行服务.偏好值 α 是车辆继续服务下一个客户的临界值,也是决策者风险态度的反映. $\alpha \in [0, 1]$,但一般不取零值,所以有 $\alpha \in (0, 1]$.

为了得出车辆在运输过程中的车载率,引入模糊数的期望值 $E(\tilde{p}_i) = \frac{p_{1,i} + 2p_{2,i} + p_{3,i}}{4}$.

本文对所研究问题作出如下假设:

- 1) 每辆车从配送中心出发,配送完毕后返回配送中心.
- 2) 配送中心有足够的车辆来满足客户需求.
- 3) 配送和收集的货物可以混装.
- 4) 每辆车装载货物量不超过车辆容量,每个客户点的配货需求和集货需求不超过最大车型的容量,且客户点的配送以及收集的货物不能拆分.
- 5) 客户的配送需求缺乏有效数据或数据没有典型特征.
- 6) 车辆的油耗和车辆的载重成线性关系,则车辆 k_r 从节点 i 驶向节点 j 过程中的单位距离油耗成本为 $c_{r1} + w_{ijk_r}(c_{r2} - c_{r1})$.

相应的HFVRPSDDFP模型如下:

$$\min Z = \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{j \in V_0} \sum_{k_r \in K_r} c_{rf} \cdot x_{0jk_r} +$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{k_r \in K_r} l_{ij} \cdot x_{ijk_r} \cdot (c_{r1} + w_{ijk_r} \cdot (c_{r2} - c_{r1})), \quad (2)$$

$$\text{s.t. } w_{ijk_r} = \frac{E(Q_{ijk_r})}{Q_r}, \quad (3)$$

$$\forall i \in V, \forall j \in V, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r,$$

$$\text{Cr}\{\tilde{p}_j - d_j + \sum_{i \in V} x_{ijk_r} \cdot Q_{ijk_r} \leq Q_r\} \geq \alpha, \quad (4)$$

$$\forall j \in V_0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r,$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k_r \in K_r} Q_{isk_r} + \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k_r \in K_r} x_{isk_r} (\tilde{p}_s - d_s) = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k_r \in K_r} Q_{sjk_r}, \quad \forall s \in V_0, \quad (5)$$

$$\sum_{j \in V_0} Q_{0jk_r} = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V_0} d_j x_{ijk_r}, \quad \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (6)$$

$$\sum_{j \in V_0} Q_{0jk_r} \leq Q_r, \quad \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (7)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{k_r \in K_r} x_{ijk_r} = 1, \quad \forall j \in V_0, \quad (8)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ipk_r} = \sum_{j \in V} x_{pj k_r}, \quad \forall p \in V_0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (9)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ijk_r} = y_{ik_r}, \quad \forall i \in V_0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (10)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk_r} = y_{jk_r}, \quad \forall j \in V_0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (11)$$

$$\sum_{j \in V_0} x_{0jk_r} = \sum_{j \in V_0} x_{j0k_r} \leq 1, \quad \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (12)$$

$$\begin{cases} \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk_r} \leq |S| - 1, \\ \forall S \subseteq V_0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \end{cases} \quad (13)$$

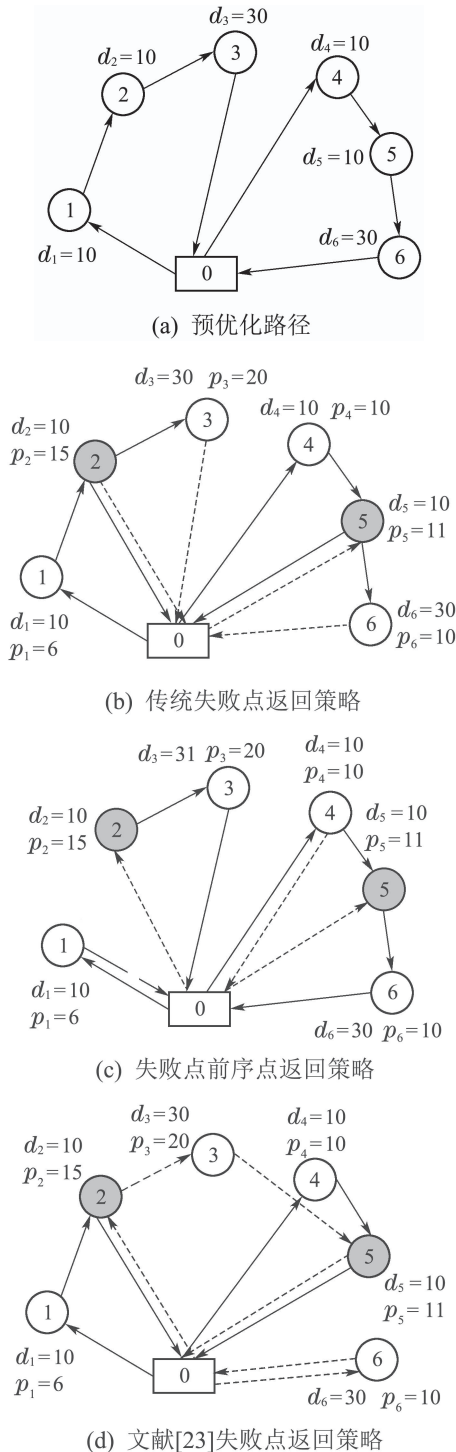
$$\begin{cases} x_{ijk_r} \in \{0, 1\}, y_{ik_r} \in \{0, 1\}, \\ \forall i, j \in V, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r. \end{cases} \quad (14)$$

目标函数式(2)为最小化成本,第1项为车辆派遣成本,第2项为车辆油耗成本;式(3)表示车辆 k_r 从客户点 i 驶向客户点 j 过程中的实载率;式(4)表示车辆 k_r 服务完客户点 j 后的承载量不超过其容量的可信度大于或等于预设偏好值 α ;式(5)为车辆 k_r 访问客户点 s 前后的车辆负载平衡约束;式(6)表示车辆 k_r 的初始装载量;式(7)表示车辆 k_r 的初始装载量不超过 r 型车的容量 Q_r ;式(8)表示每个客户只被一辆车服务;式(9)为车辆进出平衡约束;式(10)–(11)保证客户点被车辆服务时一定有路径与其连接;式(12)表示车辆被使用时只有一条服务路径且从配送中心出发,并最终回到配送中心;式(13)为标准支路消除约束,即消去构成不完整线路的行车路线,其中 S 为车辆 k 的服务路线客户集合;式(14)为决策变量取值约束.

2.3 重优化阶段

预优化路径(见图2(a))得到之后, 由于客户点的集货需求是模糊的, 很可能会使得车辆在对某个客户点进行服务时, 客户点的集货需求超过车辆的剩余容量, 导致车辆不能对此客户点进行服务. 在重优化阶段, 对在实际服务过程中未被完全服务的客户点进行第2阶段的优化.

针对失败点所导致的路径失败问题, 现有文献多采用点返回策略进行重优化处理, 主要包括: 失败点返回策略, 见图2(b); 失败点前序点返回策略, 见图2(c)所示.



(e) 本文失败点服务策略
 □ 车场 ○ 正常服务顾客点 ● 失败点
 → 预优化路径 - - - 重优化路径 车辆容量: 50

图 2 VRPSDDFP问题中不同失败点策略示意图

Fig. 2 Diagram of different failure point strategies in VRPSDDFP

文献[23]对传统的失败点返回策略做出改进, 针对模糊需求车辆路径问题中出现失败点的现象, 设计了一种重调度策略, 在预优化方案全部执行完毕后, 对所有失败点进行全局优化, 并且通过允许车辆对失败点进行部分服务来减少成本, 如图2(d)所示.

以图2(b)中的预优化子路径0-1-2-3-0为例, 传统失败点返回策略在判定失败点2时, 直接返回车场, 此时车辆还装有30单位的货物未配送, 造成了车辆资源的浪费, 而且此时失败点3的集货需求仍然不能确定, 后续对失败点3的配送仍然可能出现失败, 增加了调度难度, 可能造成成本的增加. 同样, 失败点前序点返回策略和文献[23]失败点返回策略都存在上述不足. 另外, 在失败点前序点返回策略中, 选取合适的返回点较为困难, 可能造成车辆不必要的返回, 从而导致成本增加. 鉴于上述3种策略存在的不足, 本文提出如图2(e)所示的失败点服务策略: 在按照预设路径进行配送时, 如果车辆不能满足某一客户点*i*的集货需求, 就只对客户点*i*进行配货服务, 然后继续对路径中*i*点的后续客户点进行配、集货服务, 最后对所有失败点统一考虑, 此时问题转化成了小规模HFVRP问题, 采用文献[12]中的方法, 即先找到一条包含所有失败点的最短路径, 再根据车载率将最短路径截成若干子路径, 分成不同规模的旅行商问题进行求解, 最后得到重优化阶段的配送路径.

从图2可以看出, 本文失败点服务策略使用了最少的车辆, 这是因为, 在图2(b)-2(d)中, 车辆在服务客户2时, 由于剩余容量不足以满足客户2的集货需求, 满足客户点2的配货需求后直接承载30单位的未配送货物从客户2处返回车场, 将路径中客户3留给后续车辆服务, 未充分利用车辆的装载能力, 而且图2(b)缺少对失败点2, 3, 5和6的统一规划; 在2(c)中, 车辆仅服务客户1即返回车场, 将路径中客户2和3留给后续车辆服务, 同样缺少对失败点的统一规划; 在图2(e)中,

对客户点2进行配货服务后,接着对路径中客户点3服务,仅将客户点2的集货需求留给后续车辆服务,最后对失败点2和5进行了统一规划,充分地利用了车辆的装载能力.

由于此时顾客的集货需求由模糊变为确定,且配货需求在上阶段都已满足,重优化阶段的模型需在预优化模型的基础上修改后得到.

其中式(2)(8)–(14)保留不变,删除式(4).将式(3)修改为

$$w_{ijk_r} = \frac{Q_{ijk_r}}{Q_r}, \forall i \in V, \forall j \in V, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (15)$$

式(15)表示车辆 k_r 从客户点 i 驶向客户点 j 过程中的实载率.

将式(5)修改为

$$\sum_{i \in V} \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{k_r \in K_r} Q_{isk_r} + \sum_{i \in V} \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{k_r \in K_r} x_{isk_r} \cdot p_s = \sum_{i \in V} \sum_{r \in \mathbb{R}} \sum_{k_r \in K_r} Q_{sjk_r}, \forall s \in V_0, \quad (16)$$

式(16)为车辆 k_r 访问客户点 s 前后的车辆负载平衡约束,其中 p_s 为客户点 s 确定的集货需求.

将式(6)修改为

$$\sum_{j \in V_0} Q_{0jk_r} = 0, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (17)$$

式(17)表示车辆 k_r 的初始装载量为0.

将式(7)修改为

$$\sum_{j \in V_0} Q_{j0k_r} \leq Q_r, \forall r \in \mathbb{R}, \forall k_r \in K_r, \quad (18)$$

式(18)表示车辆 k_r 返回车场时的装载量不超过 r 型车的容量 Q_r .

3 遗传变邻域算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)使用概率机制进行迭代,具有随机性,有较好的全局搜索能力,而且具有可扩展性,容易与其他算法相结合,但该算法有局部搜索能力较差、易早熟等缺点.变邻域搜索算法(variable neighborhood search, VNS)可以利用不同的邻域结构进行局部搜索,有强大的局部搜索能力.本文结合遗传算法和变邻域搜索算法的优点,设计了遗传变邻域算法(genetic algorithm–variable neighborhood search, GA–VNS).对于现有结合遗传和变邻域算法的混合算法^[22,24–27],本文遗传变邻域算法设计了新的邻域结构,引进了自适应搜索策略,使得算法在迭代前期快速提升解的质量,迭代后期不易陷入局部最优,此外本文还根据问题特征设计了编解码方式,使得算法总能生成可行解.算法采取先预优化再重优化的策略.在预优化阶段,引入可信度理论并设置偏好值确保方案的可行性,通过遗传变邻域算法求解形成预优化方案.在重优化阶段,采用随机模拟算法(stoc-

hastic simulation algorithm, SSA)确定集货需求,通过变邻域搜索算法对失败点进行求解,生成重优化阶段的配送方案.算法流程如图3所示.

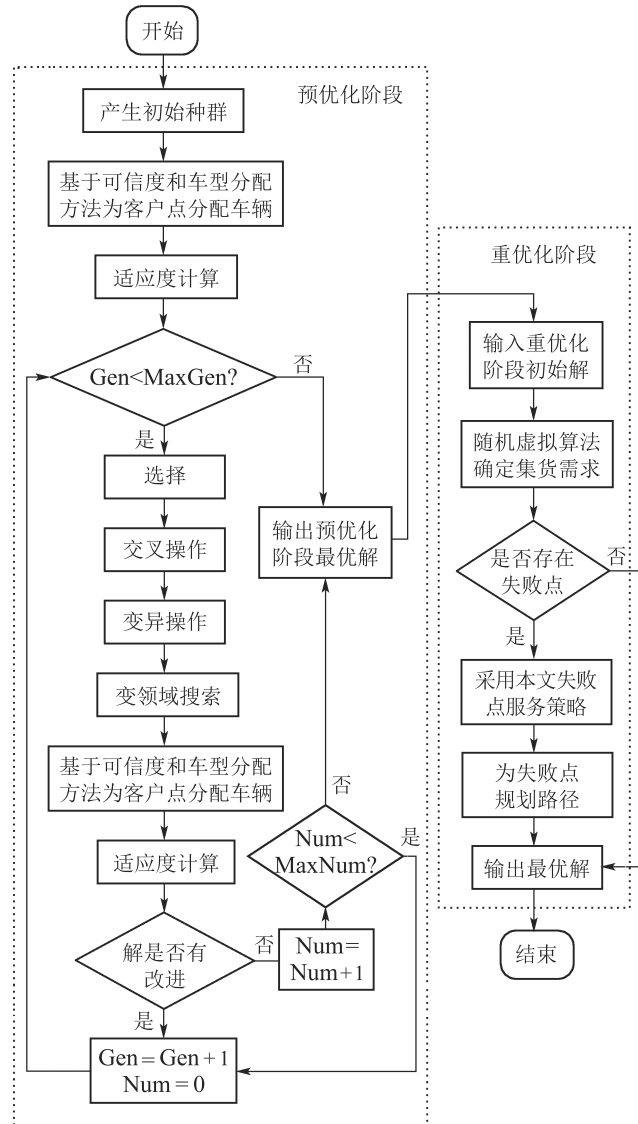


图3 GA–VNS流程图

Fig. 3 The basic flow of GA–VNS

3.1 初始种群的生成及编解码方式

初始种群的生成方式通常分为随机生成和启发式生成两种,本文采取随机生成和最近邻插入法相结合的方式,采用这种方式可以在保证初始解质量的基础上提高种群的多样性.

本文采用整数编码,在由 n 个客户,1个配送中心组成的配送网络中,数值 $1 \sim n$ 为客户编号,0为配送中心编号.解码过程分为两个阶段,第1阶在可信度约束和车辆容量约束下,分别为不同车型的分配客户,计算车载率并选择车载率最大车型的分配客户,记录车辆服务的起始客户位置.第2阶段根据子路径起始位置,记录配送中心以及所有客户点,完成解

码. 以图4为例进行说明, 配送网络中共有10个客户, 1个配送中心, 3种车型车辆的集合分别为 K_1, K_2, K_3 , 每种车型的容量的大小关系为 $Q_1 > Q_2 > Q_3$, 客户矩阵 pop_route 的排列为3-5-8-4-6-1-7-2-9-10, 从客户3开始服务, K_1, K_2 和 K_3 的车辆一次性可以服务客户分别为3-5-8-4-6, 3-5-8-4和3-5-8(以 K_1 为例说明其服务客户3, 5, 8, 4和6必须满足的条件: 1) 客户3, 5, 8, 4和6的配货需求之和不超过 K_1 的标准容量 Q_1 ; 2) 服务完顾客 $i(i \in \{3, 5, 8, 4\})$, 车辆能成功得为后续顾客服务的可信度 $Cr\{\tilde{p}_j - d_j + Q_{ijk_1} \leq Q_1\}$ (其中 $k_1 \in K_1$)不小于给定偏好值 α , 计算车载率有 $w_1 > w_2 > w_3$, 选取具有最大车载率 w_1 的车辆对客户3, 5, 8, 4和6进行服务, 分别将其车型及服务的起始客户位置记录到矩阵中:

$$Fleet_K(1) = 1, Cus_first(1) = 1.$$

下一个判断从第6个客户开始, 同理分别得出剩余两条子路径所用车型及起始客户位置:

$$Fleet_K(2) = 3, Cus_first(2) = 6,$$

$$Fleet_K(3) = 3, Cus_first(3) = 9.$$

最后根据矩阵 Cus_first 中车辆的首客户位置添加车场0, 得到子路径 $Route_1: 0-3-5-8-4-6-0$, $Route_2: 0-1-7-2-0$, $Route_3: 0-9-10-0$, 完成解码.

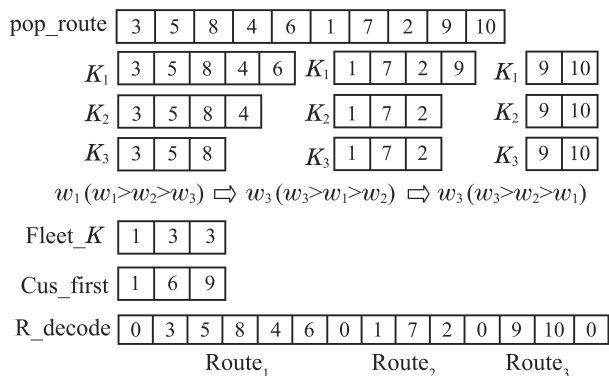


图4 编解码方式

Fig. 4 The encoding and decoding method

由以上分析可知, 只需将每辆车服务首个顾客的位置记录下来, 就可以结合 pop_route 得出该车辆服务路径, 在后面的交叉变异操作以及局部搜索中只对编码长度固定的 pop_route 进行操作. 采用将客户排列顺序、车辆服务的客户和车辆所属车型分离编码的方式, 可以使得在后续的扰动时, 总能生成可行解, 避免了不可行解的修复困难问题.

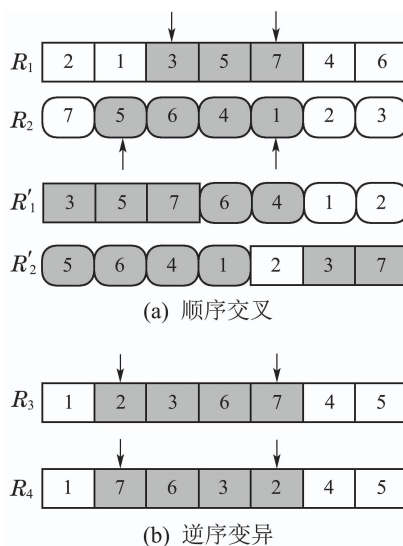
3.2 选择操作

选择操作采用轮盘赌和精英保留策略相结合的方式. 轮盘赌可以保证适应度高的个体更容易被选中, 使种群向好的方向进化, 提高解的质量. 精英保留策略可以防止种群的最优个体在下一代丢失.

3.3 交叉算子和变异算子

在遗传算法中, 交叉算子的作用是产生新的个体, 增强算法的全局搜索能力. 本文采用顺序交叉的交叉方式, 顺序交叉操作可以在生成新个体的同时顺序保留父代中的可能比较优秀子排列. 以图5(a)为例, 箭头指向的点为随机产生的交叉点, 以子代 R'_1 的生成为例, 将父代 R_1 中序列3-5-7作为子代 R'_1 的第1段, 将父代 R_2 中去掉点3, 5和7后的序列6-4-1-2顺序作为子代 R'_1 的第2段, 同理生成子代 R'_2 .

变异算子的作用是产生新的个体, 增强算法的全局搜索能力. 本文选择反转逆序的变异方式, 这种变异方式对个体的扰动较大, 能更好地跳出局部最优. 以图5(b)加以说明, 箭头指向的点为随机在个体 R_3 上选取的变异点, 将所选部分反转得到新个体 R_4 .



(a) 顺序交叉

(b) 逆序变异

图5 交叉算子和变异算子

Fig. 5 The crossover operator and mutation operator

3.4 邻域结构构造

邻域结构构造包括如下问题: 邻域结构集的形式及邻域结构集的个数; 邻域结构之间的顺序; 邻域结构间移动策略^[28].

传统的邻域结构主要是两点交换和插入, 这两种类型的邻域结构较为简单且容易实现, 因此对于生产调度问题, 许多算法都采用这两种邻域结构^[27], 为了提升算法的搜索能力, 本文采用了包括两点交换和插入的4种邻域结构:

- 1) 两点交换: 如图6(a)所示, 随机选取两个点, 将两点的位置互换.
- 2) 单点插入: 如图6(b)所示, 随机选取两个点, 将位置靠前的客户点插入到位置靠后客户点的前面.
- 3) 反转逆序: 随机选取两个点, 将中间部分的客户点翻转, 具体操作见图5(b).
- 4) 两点插入: 如图6(c)所示, 先随机选择连续位置的两个点, 再随机选择一个点, 将连续的两个点插入

到单点的前边.

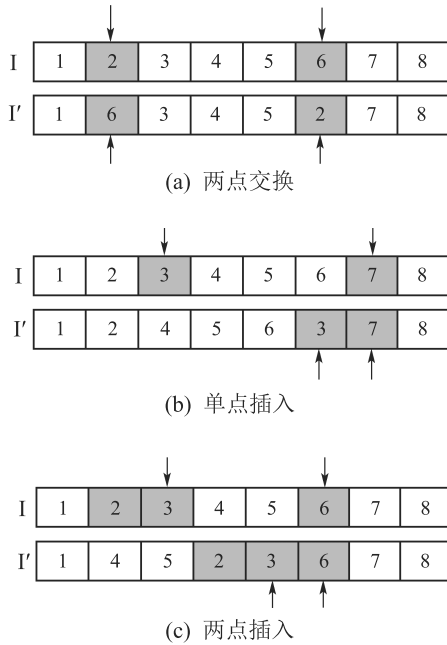


图6 邻域结构

Fig. 6 The neighborhood structures

除了邻域的结构形式, 邻域结构之间的顺序是决定算法搜索能力的另一个重要因素, 经过测试, 本文的邻域结构之间的顺序为两点交换-单点插入-反转逆序-两点插入.

常见邻域之间的移动策略主要分为两种, 一种为首先进入第一个邻域结构 N_1 (邻域结构 $N_j, j = 1, 2, \dots, m$)进行局部搜索, 当次没有出现更优解时, 跳出邻域结构 N_1 , 进入邻域结构 N_2 , 直到跳出最后一个邻域结构 N_m , 完成全部邻域动作. 另一种为首先进入第一个邻域结构 N_1 , 当 S_n 次没有出现更优解时, 进入邻域结构 N_2 , 当出现更优解时, 重新从 N_1 开始进行搜索, 直到跳出 N_m 最后一个邻域结构并没有更优解出现时, 完成全部邻域动作. 经过测试, 本文采用第2种移动策略, 如图7所示.

3.5 自适应搜索策略

将自适应搜索范围应用到变邻域搜索的过程中, 在迭代前期, 缩小搜索范围, 快速提升解的质量; 在迭代后期, 扩大搜索范围, 提升种群的多样性, 使算法不易陷入局部最优.

基于以上考虑, 本文设计了自适应搜索范围策略: 在变邻域过程中, 新引进的弧 (i, j) 需满足式(19)

$$A = \{(i, j) \mid l_{ij} \leq \alpha_{is}\} \cup \{(i, j) \mid l_{ij} \leq \alpha_{js}\}, \quad (19)$$

式中: l_{ij} 表示 (i, j) 的弧长, D 为距离矩阵 L 将每行元素按照从小到大的顺序排列之后得到的矩阵, α_{is} 为矩阵 D 中第 i 行第 s 个数, 其中 s 需满足式(19a)

$$S = \lfloor \beta_1 \cdot n + \beta_2 \cdot n \cdot \left(\frac{\text{Gen}}{\text{MaxGen}} \right) \rfloor, \quad (19a)$$

式中: n 为客户数目, gen 表示当前迭代次数, MaxGen 为最大迭代次数, β_1 和 β_2 为参数. 可以看出, 在迭代初期搜索范围 s 趋近于 $\beta_1 \cdot n$, 小的搜索范围使得在变邻域操作的过程中让实际距离较近的客户点相邻, 加快解收敛的速度, 迭代后期 s 趋近于 $(\beta_1 + \beta_2)n$, 搜索范围扩大, 允许选择距离较远的客户点进行变邻域操作, 使解不易陷入局部最优.

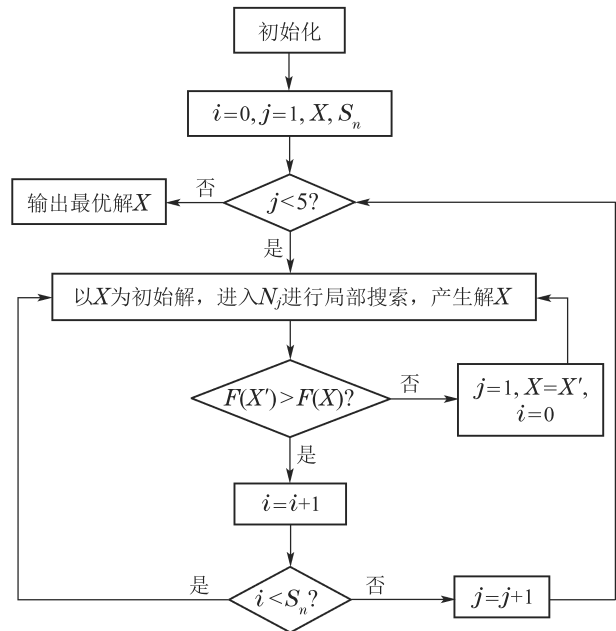


图7 邻域间移动策略

Fig. 7 The move strategy in the neighborhoods

3.6 随机模拟算法(SSA)

在本文研究的问题中客户的集货需求是模糊的, 为了验证预优化阶段路径制定策略和失败点重优化策略的性能, 采用SSA随机模拟算法来确定客户的集货需求: 对于客户 i 的集货需求 $\tilde{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3})$, 在 $[p_{i1}, p_{i3}]$ 范围内随机生成一位数 σ , 计算其隶属度 $\mu(\sigma) = \frac{\sigma - p_{i1}}{p_{i3} - p_{i1}}$, 接着在 $[0, 1]$ 内随机生成一位数 λ , 若有 $\mu(\sigma) \geq \lambda$, 则模拟生成客户 i 的集货需求为 σ , 若不满足 $\mu(\sigma) \geq \lambda$, 则重新生成 σ 和 λ , 比较 $\mu(\sigma)$ 和 λ , 直至满足 $\mu(\sigma) \geq \lambda$, 确定客户点 i 的集货需求 σ .

4 算例分析

由于还没有HFVRPSDDFP问题的算例, 因此本文选择VRPSDP和HFVRPSDP算例验证算法的有效性, 生成HFVRPSDDFP算例, 以验证模型和算法的有效性. 编程工具采用了MATLAB R2016a, 操作系统为Windows 10, 电脑内存为8.00 GB, CPU为Intel Xeon E5-1630, 主频为2.80 GHz. 经过测试, 本文算法参数设置如下: 最大迭代次数 $\text{MaxGen} = 100 \sim 3000$; 种群规模 $\text{PopSize} = 30 \sim 100$; 交叉概率 $p_c = 0.5$; 变异概率 $p_m = 0.05$; 参数 $\beta_1 = 0.5 \sim 0.8, \beta_2 = 0 \sim 0.5$;

最大邻域循环次数 $\text{Max}S_n = 1000$; 邻域搜索次数 $S_n = 20 \sim 30$; 最优解连续未改进最大次数 $\text{MaxNum} = 30 \sim 50$.

4.1 确定型VRPSDP算例

实验 1 文献[29]对同时配集货车辆路径问题进行研究, 同本文研究的HFVRPSDDFP问题的不同之处在于, 文献[29]中研究问题的配、集货量均为确定的, 是本文研究的HFVRPSDDFP的基础问题, 因此本文首先选择文献[29]中的算例对本文算法进行验证. 在文献[29]中的VRPSDP算例, 客户规模为20, 含有一个配送中心, 每个客户的配、集货量均在2 t 内, 物流中心有10 辆车, 车辆的载重量均为8 t, 车辆行驶一次最大距离为50 km. 表1给出改进的模拟退火算法(simulated annealing, SA)^[30]、自适应粒子群算法(adaptive particle swarm optimization based on swarm delivery, SDAPSO)^[31]、蚁群系统(ant colony system, ACS)和2-

opt结合算法^[32]、协同粒子群-模拟退火算法(PSO-SA)^[33]以及本文的遗传变邻域算法(GA-VNS)求解10次的结果. 其中: “Best”表示求解10次的最优解, “Avg”表示求解10次的平均值. 由表1可以看出, 最优解方面, 本文遗传变邻域算法求得的最优解100.5比SA改进了13.4%, 比SDAPSO改进了0.6%, 比ACS与2-opt结合算法改进了7.3%, 而且求得的10个结果全都为最优解. PSO-SA取得了此算例的当前最优解100.3, 较本文算法改进了0.2, 但PSO-SA使用车辆数比本文多一辆, 车辆的使用不仅有固定成本, 还有油耗等变动成本, 所以应减少车辆的使用. 另外PSO-SA计算10次的平均值104.6要劣于本文算法的100.5. 验证了本文算法的有效性和稳定性. 图8给出了本文求解的最短路径变化趋势图, 可以看出本文求解算法可以在较少的迭代次数内快速收敛, 当算法陷入局部最优时, 可快速跳出局部最优, 具有较好的寻优性能.

表 1 VRPSDP问题的计算结果

Table 1 The results of VRPSDP

计算次序	SA		SDAPSO		ACS和2-opt		PSO-SA		GA-VNS	
	总里程	车辆数	总里程	车辆数	总里程	车辆数	总里程	车辆数	总里程	车辆数
1	119.1	4	104.9	4	—	—	107.1	4	100.5	3
2	118.6	4	101.8	4	—	—	102.0	4	100.5	3
3	122.0	4	105.1	4	—	—	104.3	4	100.5	3
4	118.9	4	103.9	4	—	—	106.1	4	100.5	3
5	112.9	4	104.7	4	—	—	106.7	4	100.5	3
6	125.2	4	102.5	4	—	—	104.1	4	100.5	3
7	118.8	4	101.2	4	—	—	106.7	4	100.5	3
8	116.0	4	102.7	4	—	—	103.7	4	100.5	3
9	128.7	4	101.1	4	—	—	100.3	4	100.5	3
10	125.5	4	102.6	4	—	—	107.1	4	100.5	3
Best	116.0	4	101.1	4	108.39	3	100.3	4	100.5	3
Avg	120.6	4	103.0	4	—	3	104.6	4	100.5	3

注: 文献[32]中未给出的数据在此表中用“—”表示.

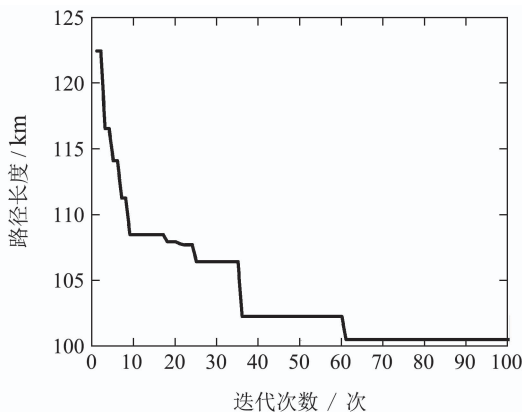


图 8 最短路径变化趋势

Fig. 8 Change trend of the shortest route

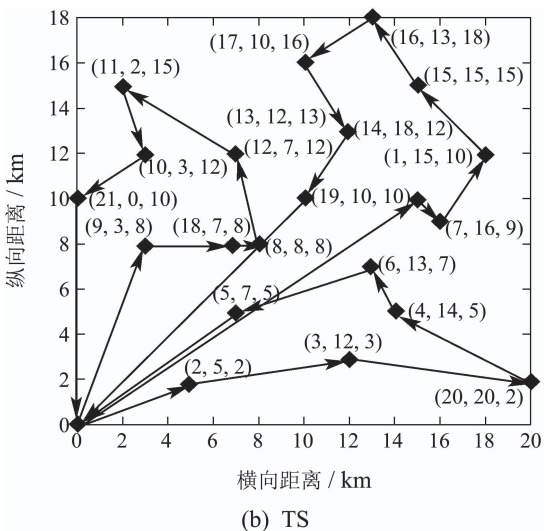
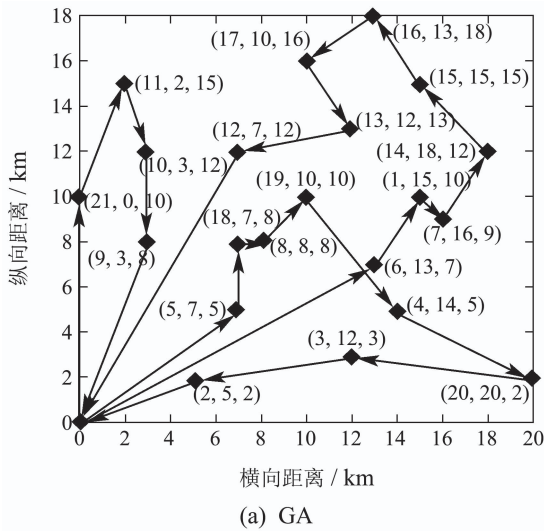
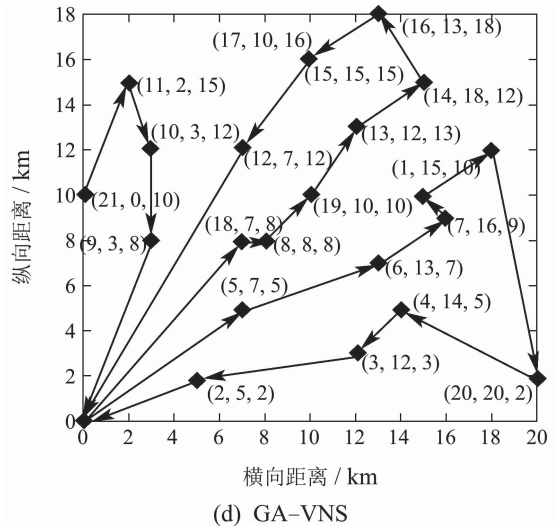
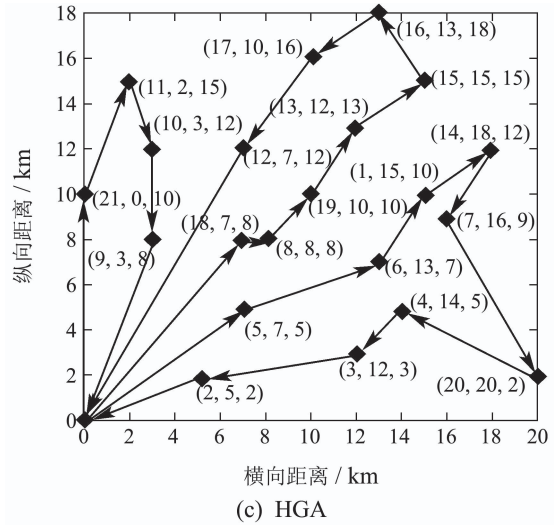
4.2 HFVRPSDP算例

实验 2 选择文献[34]中的HFVRPSDP算例对本文算法进行测试. 该算例有1个配送中心和21个客户点, 配送中心有A和B两种车型, 载重量分别为8.5 t 和5 t, A 车型有两辆, B车型有两辆. 表2为本文遗传变邻域算法求解10次的结果, 表3 和图9分别给出了文献[34]中遗传算法(GA)、禁忌搜索算法(tabu search, TS)与混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA)和本文遗传变邻域算法(GA-VNS)计算10次的求解情况和最优配送路线. 由表2可以看出, 本文所使用的遗传变邻域算法求得的结果平均使用3辆车, 其中车型A一辆, 车型B两辆, 最优解为

134.61 km, 总里程的均值为135.80 km, 最差解为138.37 km, 仅比最优解多2.79%, 计算结果较为稳定.

表 2 GA-VNS求解HFVRPSDP问题计算结果
Table 2 The results of solving HFVRPSDP with GA-VNS

计算次序	GA-VNS		
	总里程	车辆A/辆	车辆B/辆
1	134.61	1	2
2	135.59	1	2
3	134.61	1	2
4	134.91	1	2
5	137.51	1	2
6	136.36	1	2
7	138.37	1	2
8	136.81	1	2
9	134.61	1	2
10	134.61	1	2
平均值	135.80	3	
标准差	1.39	0	



0.5mm] 图9 GA, TS, HGA和GA-VNS求解最优路线图

Fig. 9 The best routes of GA, TS, HGA and GA-VNS

从表3和图9可以看出, 求解质量方面, 本文算法对现有最优解进行了改进, 较原有文献求得的最优解改进了0.037%, 在求解稳定性方面, 本文算法和HGA均求得4次最优解, 而且用本文算法求得结果的标准差为1.39, 分别低于HGA的1.49、GA的2.24和TS的2.52, 验证了本文算法的有效性.

表 3 GA, TS, HGA和GA-VNS算法比较

Table 3 Comparison of GA, TS, HGA and GA-VNS

算法	最优里程/km	最优解次数	解的标准差
GA	137.59	3	2.24
TS	140.51	2	2.52
HGA	134.66	4	1.49
GA-VNS	134.61	4	1.39

实验3 选择Avci^[16]提出的使用车型数2-4, 客户点规模10~100的HFVRPSDP测试算例. 表4给出了文献[16]中自适应混合局部搜索算法(hybrid local

search, HLS)和本文的遗传变邻域算法(GA-VNS)在18个算例中运行10次的求解情况,其中:“Cou”为顾客点数,“Veh”为车型数,“CPU”为算法运行的时间,“%Dev”表示最优值同平均值的偏差.

由表4可以看出,在求解时间方面,当客户规模在10~15时,本文遗传变邻域算法整体要优于HLS算法,当客户规模为20~100时,本文算法用时要比HLS算法多4.2 s~49.1 s,当客户规模为150~200时,本文算法用时要比HLS算法多138.8 s~254.1 s,随

着客户规模的增多本文算法的计算时间增长速度更快;在求解质量方面,本文遗传变邻域算法求得其中12个最优解,HLS算法求得其中11个最优解,本文算法要略优于HLS算法;在求解稳定性方面,本文遗传变邻域算法求得的平均值比最优解平均只高1.69%,而HLS算法求得的平均值要比最优解平均高2.09%,本文的稳定性更好.可见,本文算法在可接受的时间范围内牺牲了部分求解时间,但求解结果更优且稳定性更强.

表 4 HLS和GA-VNS算法比较
Table 4 Comparison of results of HLS and GA-VNS

算例	Cou	Veh	HLS				GA-VNS			
			Best	Avg	%Dev	CPU	Best	Avg	%Dev	CPU
1	10	2	620.2	620.2	0.0	17.2	620.2	620.2	0.0	14.0
2	10	2	588.5	588.5	0.0	14.7	588.5	588.5	0.0	15.6
3	15	3	445.1	445.1	0.0	22.7	445.1	445.1	0.0	21.4
4	15	4	437.1	437.1	0.0	24.5	437.1	437.1	0.0	18.3
5	20	3	494.0	498.9	1.0	27.1	467.4	467.4	0.0	31.5
6	20	4	542.7	551.9	1.7	26.7	548.9	555.9	1.3	30.9
7	35	3	1108.2	1123.4	1.4	56.6	1113.4	1151.3	3.3	71.6
8	35	3	1586.5	1601.2	0.9	54.7	1622.6	1644.6	1.3	79.4
9	50	3	964.4	990.2	2.7	91.4	945.9	980.1	3.5	100.6
10	50	2	1197.7	1228.6	2.6	95.8	1181.2	1216.2	2.9	103.7
11	75	3	1642.2	1673.9	1.9	143.8	1601.8	1627.9	1.6	160.9
12	75	2	973.1	1002.5	3.0	164.9	973.1	1001.5	2.8	177.2
13	100	2	1299.5	1353.5	4.2	228.5	1303.9	1329.7	1.9	252.8
14	100	2	1658.2	1678.2	1.2	310.3	1561.0	1585.4	1.5	359.4
15	150	3	1499.4	1624.5	8.3	592.5	1548.1	1585.4	2.6	731.3
16	150	3	2144.8	2152.5	0.4	548.9	2182.7	2271.4	3.9	696.5
17	200	3	3673.1	3688.8	0.4	831.6	3381.4	3422.6	1.2	1023.8
18	200	2	2485.3	2682.5	7.9	919.4	2211.2	2269.1	2.6	1173.5

4.3 HFVRPSDDFP算例

实验4: 本文通过随机生成客户坐标点并采用文献[7]中的车辆信息,设计如下算例: 一个配送中心的车辆有3种车型,需要对100个同时具有配集货需求的客户点进行服务,车辆从配送中心出发,服务完成后返回配送中心,要求为客户点规划配送路线,使得完成服务的成本最低.为了生成客户点的需求量,Dethloff^[35]提出随机产生VRPSDP问题中客户的配、集货量的方法: 客户点*i*的配货需求 d_i 随机生成,并通过 $p_i = (0.5 + r_i)d_i$ 产生集货需求 p_i ,其中 r_i 随机生成,并且在区间[0, 1]上均匀分布.在Dethloff提出的随机方法的基础上,本文通过

$$\tilde{p}_i = ((1 - \gamma)p_i, p_i, (1 + \gamma)p_i)$$

得出客户*i*的模糊集货需求,其中 $\gamma = 0.25$. 偏好值 $\alpha \in (0, 1]$,求解时令 α 按幅度0.1递增.表5给出了HFVRPSDDFP算例预优化阶段计算25次的统计数据及部分求解结果.

由表5可见,最优值较平均值的偏差较小,说明GA-VNS算法求解HFVRPSDDFP问题时的性能稳定.另外,偏好值 α 的取值不同,会导致求解结果的差异,从表5中可以看出,在 $\alpha = 0.2$ 时取得最优解4718.24和最小平均值4840.84,随着 α 的数值逐步增大,配送成本逐渐增加.这是因为当 α 值增加,决策者偏向于保守型,为了尽可能减少失败点,在预配送阶段决策者不愿冒险让车辆服务更多的客户,导致成本较高;反之,当决策者趋向于冒险型,对配送失败的承受能力较高,允许车辆在尽可能多地服务

客户,导致成本较低.

为了对比各种返回策略在HFVRPSDDFP问题中的表现,分别将传统失败点返回策略、文献[23]失败点返回策略、失败点前点返回策略和本文失败点服务策略应用到HFVRPSDDFP算例中.但是在实验的过程中发现,当把传统失败点返回策略和失败点前点返回策略应用到此算例时,程序有时会陷入死循环,这是因为本文以车载率选择不同车型的车辆,车辆初始载货量较大,初始剩余容量较小,当车辆服务的第1个顾客的集货需求大于配货需求时,很容易导致车辆因不能满足顾客集货需求而服务失败,对路径上第1个客户服务失败后,未对顾客进行

任何服务后便返回车场,安排后续相同车辆重新按原预优化配送计划进行配送,导致配送总是失败.验证了传统的失败点返回策略和失败点前点返回策略不适用于本文研究的HFVRPSDDFP问题.

表6给出了车辆按照不同 α 值的最优预优化方案对客户进行配送,并使用策略1(本文失败点服务策略)和策略2(文献[23]返回策略)时的配送成本.可以看到在不同的策略下,求解结果有明显的差别.策略2在 $\alpha = 1$ 时取得最优解5408.07和最小平均值5737.26,策略1在 $\alpha = 0.4$ 时取得最优解5215.42, $\alpha = 0.2$ 最小平均值为5315.47,分别比策略2改进了2.72%和6.76%.

表 5 HFVRPSDDFP算例的预优化结果

Table 5 The pre-optimized results of the example of HFVRPSDDFP

α	部分实验结果										全部实验结果统计		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Best	Avg	Dev/%
0.1	4853.59	4879.73	4821.47	4922.95	4854.62	4851.57	4911.55	4870.46	4870.37	4822.35	4821.47	4864.29	0.88
0.2	4832.86	4761.55	4893.50	4872.95	4854.42	4882.92	4718.24	4860.18	4941.29	4877.39	4718.24	4840.84	2.53
0.3	4829.84	4890.34	4975.48	4961.93	4953.14	4832.94	4899.93	4771.10	4876.64	4907.24	4771.10	4897.51	2.58
0.4	4904.69	4852.44	4885.34	4980.70	4771.29	4845.95	4946.42	4962.51	4810.86	4878.00	4771.29	4879.86	2.22
0.5	4866.95	4839.72	4853.34	4813.41	4835.16	4892.76	4975.52	4844.58	4849.62	5080.32	4813.41	4883.69	1.44
0.6	4737.18	4865.00	5016.28	4899.23	4992.98	4912.70	4831.46	4839.77	4872.14	5021.37	4737.18	4910.89	3.54
0.7	5004.81	4842.67	4899.65	4823.90	4927.87	4957.68	5009.87	4961.40	4911.50	4968.58	4823.90	4932.43	2.20
0.8	4954.64	4881.98	4899.35	4918.64	4897.46	4939.10	4982.59	4909.18	4947.78	4932.61	4881.98	4921.30	0.80
0.9	4920.19	4972.98	4934.38	4914.25	4982.21	4909.90	4901.68	4896.41	5005.36	5025.28	4896.41	4943.95	0.96
1	5012.73	4893.45	4985.54	4989.68	5056.72	4991.97	5092.37	4998.19	5037.22	5141.91	4893.45	5021.93	2.56
Avg	4891.75	4867.99	4916.43	4909.76	4912.59	4901.75	4926.96	4891.38	4912.59	4965.51	4812.84	4909.67	1.97
Min	4737.18	4761.55	4821.47	4813.41	4771.29	4832.94	4718.24	4771.10	4771.29	4822.35	4718.24	4840.84	0.8

表 6 α 递增下各最优预优化方案下的总体成本

Table 6 Total costs on different pre-optimization schemes under α increasing

α	多车型 & 策略1		单车型(8t) & 策略1				单车型(16t) & 策略1				多车型 & 策略2			
	Best	Avg	Best	Dev/%	Avg	Dev/%	Best	Dev/%	Avg	Dev/%	Best	Dev/%	Avg	Dev/%
0.1	5255.16	5422.62	5524.70	4.88	5653.91	4.09	5870.92	10.49	5967.85	9.14	5780.49	9.09	6098.28	11.08
0.2	5248.34	5315.47	5519.78	4.92	5689.15	6.57	5876.18	10.68	5980.78	11.12	5956.62	11.89	6368.64	16.54
0.3	5246.78	5348.60	5662.58	7.34	5742.73	6.86	5910.41	11.23	6015.52	11.09	5959.14	11.52	6171.12	12.36
0.4	5215.42	5353.11	5534.46	5.76	5741.45	6.76	5957.65	12.46	6078.67	11.94	6031.06	13.52	6261.49	14.51
0.5	5266.46	5425.68	5598.39	5.93	5761.76	5.83	5922.36	11.07	6117.76	11.31	6021.95	12.55	6248.36	13.17
0.6	5338.09	5451.66	5718.47	6.65	5843.09	6.70	5942.38	10.17	6040.84	9.75	6058.52	11.89	6490.63	16.01
0.7	5310.88	5399.03	5770.22	7.96	5861.80	7.89	5923.50	10.34	6112.17	11.67	5956.09	10.83	6226.68	13.29
0.8	5326.72	5482.06	5578.93	4.52	5860.09	6.45	5879.38	9.40	6056.95	9.49	5749.84	7.36	6111.67	10.30
0.9	5272.73	5408.11	5694.46	7.41	5858.44	7.69	5879.38	10.32	6119.03	11.62	5570.32	5.81	5773.04	7.35
1	5261.17	5349.31	5584.03	5.78	5772.71	7.33	5945.95	11.52	6068.91	11.86	5408.07	2.72	5737.26	6.76
Avg	5274.17	5395.56	5618.60	6.13	5778.51	6.63	5910.81	10.76	6055.85	10.90	5849.21	9.72	6148.717	12.14
Min	5215.42	5315.47	5519.78	5.51	5653.91	5.99	5870.92	11.14	5967.85	10.93	5408.07	2.72	5737.26	6.76

本文发现, 在不同失败点服务策略下, 最优解和最优平均值的差别较大, 这是由于策略2在遭遇失败点后直接返回配送中心的做法对车辆资源造成了浪费, 造成配送成本的增加. 本文还发现, 在不同失败点服务策略下, 取得最优解及最优平均值时的偏好值差别同样很大, 这是因为策略1在遇到失败点后继续服务路径中后续顾客点, 因服务失败而产生的失败点较少, 在较小的偏好值下表现更好. 而策略2从服务失败点处返回车场, 路径中剩余未服务的客户点均为失败点, 适用较大的偏好值. 实验结果表明本文提出的失败点服务策略可以有效地降低配送成本. 表7给出了取得最优解时的配送路径.

表 7 总成本最小时的配送路径

Table 7 The route with the smallest total cost

车型	车辆路径	车辆数	总成本
16 t	0-15-5-12-3-64- 73-0-62-28-18-66-0	2	5215.42
	0-79-34-23-0-16-43-		
8 t	17-65-97-0-33-63-78-77-	4	
	0-72-56-75-54-69-1-0		
	0-82-14-20-84-81-		
	68-58-0-45-42-0-24-		
	26-83-32-0-38-49-27-		
	44-0-28-21-96-0-		
	93-67-13-52-0-12-		
6 t	90-80-3-0-36-61-22-	25	
	35-7-0-15-89-51-64-		
	30-76-0-86-8-18-0-		
	59-94-88-0-10-2-29-		
	0-4-41-5-50-0-99-		
	57-11-0-74-73-71-95-		
	9-0-47-46-55-0-		
	53-87-92-98-70-0-48-		
	37-0-85-25-100-		
	19-40-0-31-6-66-		
91-0-62-39-60-0- 94-45- 58-0-11-0-40- 49-0-88-26-0			

注: 表7加粗为重优化路径, 得出此路径时的确定客户集货需求以及整个实验4的客户和车辆信息发布在<https://zk23198981.icoc.vc/>.

本文还将多车型和单车型的车型使用策略进行对比, 由于6 t的车型容量要小于客户配货或集货需求的最大值, 所以单车型使用策略不选用6 t的车型. 如表6所示, 在仅使用16 t的车型的情况下, 当 $\alpha = 0.1$ 时取得最优解5870.92及最小平均值为5967.85; 在仅使用8 t的车型情况下, 当 $\alpha = 0.2$ 时取得最优解5519.78, $\alpha = 0.1$ 时取得最小平均值5653.91, 均要

劣于使用多车型时的最优解5215.42和最小平均值5315.47. 通过对比可以发现, 在不同的车型适用策略下, 产生最优解及最小平均值时的偏好值并没有明显的不同. 就最优解而言, 使用多车型策略分别比仅16 t和8 t的车型单车型策略改进了11.14%和5.51%, 就最小平均值而言, 使用多车型策略分别比仅使用16 t和8 t的车型改进了10.93%和5.99%. 可以看出, 在集货需求模糊的同时配集货车辆路径问题中, 使用多种车型配送的优势依然可以体现.

5 结论

本文针对集货需求模糊的异型车同时配集货车辆路径问题进行了研究, 主要结论如下:

1) 本文研究的HFVRPSDDFP问题不仅考虑了客户集货需求模糊性, 而且考虑了车型不同、客户同时具有配货与集货需求的特点, 是对VRPSDP, HFVRP及VRPFD问题的进一步深化和拓展, 具有理论意义和现实意义;

2) 提出的失败点服务策略更适用于解决HFVR-PSDDFP的需求不确定而产生的车辆路径调整问题, 能有效降低企业配送成本;

3) 设计的遗传变邻域算法, 将变邻域搜索算法引入遗传算法的局部搜索过程中, 使两者优势互补, 增强算法的寻优能力; 通过反复测试, 确定本文算法的邻域结构构造, 能够提高算法的搜索能力; 将设计的自适应策略运用到变邻域搜索的过程中, 可以使算法在迭代前期提高收敛速度.

本文的研究能为集货需求模糊的异型车同时配集货车辆路径问题提供较好的解决方案. 未来将对开发更有效的算法和多重不确定环境下的车辆调度问题进一步展开研究.

参考文献:

- [1] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem. *Management Science*, 1959, 6(1): 80 - 91.
- [2] LIU Ling, LIU Seng, LI Hanmei, et al. Model and algorithm for the simultaneous pickup and delivery vehicle routing problem with split loads. *Management Science and Engineering*, 2018, 7(4): 289 - 296. (刘玲, 刘森, 李寒梅, 等. 需求可分割的同时送取货车车辆路径问题求解. *管理科学与工程*, 2018, 7(4): 289 - 296.)
- [3] ZHU L, SHEU J B. Failure-specific cooperative recourse strategy for simultaneous pickup and delivery problem with stochastic demands. *European Journal of Operational Research*, 2018, 271(3): 896 - 912.
- [4] WANG Chao, LIU Chao, MU Dong, et al. VRSPDTW problem solving by discrete cuckoo search. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(3): 570 - 582. (王超, 刘超, 穆东, 等. 基于离散布谷鸟算法求解带时间窗和同时取送货的车辆路径问题. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(3): 570 - 582.)
- [5] SHI Y, BOUDOUH T, GRUNDER O, et al. Modeling and solving simultaneous delivery and pick-up problem with stochastic travel and

- service times in home health care. *Expert Systems with Applications*, 2018, 102(7): 218 – 233.
- [6] SHENG Huyi, LIU Changshi, LU Ruoyu. Vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery in rural electronic commerce based on joint distribution strategy. *Systems Engineering*, 2019, 37(3): 98 – 104.
(盛虎宜, 刘长石, 鲁若愚. 基于共同配送策略的农村电商集送货一体化车辆路径问题. 系统工程, 2019, 37(3): 98 – 104.)
- [7] GE Xianlong, XU Maozeng, WANG Weixin. Study on multi-types vehicle routing problem and its quantum genetic algorithm. *Chinese Journal of Management Science*, 2013, 21(1): 125 – 133.
(葛显龙, 许茂增, 王伟鑫. 多车型车辆路径问题的量子遗传算法研究. 中国管理科学, 2013, 21(1): 125 – 133.)
- [8] TIAN Yu, WU Wei. A heuristic algorithm for vehicle routing problem with heterogeneous fleet, simultaneous pick and delivery. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2015, 35(1): 183 – 190.
(田宇, 伍炜勤. 求解异车型同时集送问题的多属性标签算法. 系统工程理论与实践, 2015, 35(1): 183 – 190.)
- [9] PAN Wenwen, GUO Haixiang, ZHOU Guangyong, et al. Research on split delivery and heterogeneous fleet vehicle routing problem based on two phase algorithm. *Chinese Journal of Management Science*, 2016, 21(S1): 66 – 72.
(潘雯雯, 郭海湘, 周光勇, 等. 基于两阶段算法的需求可拆分多车型车辆路径问题. 中国管理科学, 2016, 21(S1): 66 – 72.)
- [10] GUO Haixiang, PAN Wenwen, ZHOU Xinran, et al. Hybrid algorithms for single-depot and heterogeneous-vehicle vehicle routing problem. *Journal of Systems & Management*, 2017, 26(5): 824 – 834.
(郭海湘, 潘雯雯, 周欣然, 等. 基于单车场多车型车辆路径问题的混合求解算法. 系统管理学报, 2017, 26(5): 824 – 834.)
- [11] PENNNA PHV, SUBRAMANIAN A, OCHI LS, et al. A hybrid heuristic for a broad class of vehicle routing problems with heterogeneous fleet. *Annals of Operations Research*, 2019, 273(1/2): 5 – 74.
- [12] BEVILAQUA A, BEVILAQUA D, YAMANAKA K. Parallel island based memetic algorithm with Lin-Kernighan local search for a real-life two-echelon heterogeneous vehicle routing problem based on brazilian wholesale companies. *Applied Soft Computing*, 2019, 76(3): 697 – 711.
- [13] TONG Lingyun, WANG Ling. Vehicle routing problem and algorithm for fuel-efficient multi-vehicle models. *Journal of Hebei University of Technology*, 2019, 48(2): 90 – 96.
(全凌云, 王琳. 低油耗多车型车辆路径问题及算法. 河北工业大学学报, 2019, 48(2): 90 – 96.)
- [14] CHEN Yan, SHAN Miyuan, WANG Qiufeng. Research on heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem with pick-up and delivering. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2015, 46(5): 1938 – 1945.
(陈妍, 单汨源, 王秋凤. 多车型集配货一体化车辆路径问题研究. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(5): 1938 – 1945.)
- [15] KECECI B, ALTIPARMAK F, KARA I. *The 16th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimisation (EvoCOP 2016)*. Porto, Portugal: Springer International Publishing, 2016.
- [16] AVCI M, TOPALOGLU S. A hybrid metaheuristic algorithm for heterogeneous vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Systems with Applications*, 2016, 53(7): 160 – 171.
- [17] WANG Xuping, LI Xinyu, ZHANG Jun. The optimization research of vehicle routing problem with heterogeneous fleet, simultaneous pickup-delivery considering temporal-spatial distance. *Chinese Journal of Management*, 2018, 15(6): 918 – 926.
(王旭坪, 李新宇, 张珺. 考虑时空距离的异车型同时集送车辆路径优化. 管理学报, 2018, 15(6): 918 – 926.)
- [18] 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. *Sadhana-Academy Proceedings in Engineering Sciences*, 2019, 44(2): 39 – 53.
- [19] CAO Erbao, LAI Mingyong, LI Donghui. Vehicle routing problem with fuzzy demands based on hybrid differential evolution. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2009, 29(2): 106 – 113.
(曹二保, 赖明勇, 李董辉. 基于混合差分进化算法的模糊需求车辆路径问题. 系统工程理论与实践, 2009, 29(2): 106 – 113.)
- [20] ERERA A L, MORALES J C, SAVELSBERGH M. The vehicle routing problem with stochastic demand and duration constraints. *Transportation Science*, 2010, 44(4): 474 – 492.
- [21] ZHANG Xiaonan, FAN Houming. Optimization and real-time adjustment for vehicle routing problem with fuzzy demand. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2016, 50(1): 125 – 132.
(张晓楠, 范厚明. 模糊需求车辆路径优化及实时调整. 上海交通大学学报, 2016, 50(1): 125 – 132.)
- [22] SHI Y, BOUDOUH T, GRUNDER O. A hybrid genetic algorithm for a home health care routing problem with time window and fuzzy demand. *Expert Systems with Applications*, 2017, 72(Complete): 160 – 176.
- [23] LI Yang, FAN Houming, ZHANG Xiaonao, et al. Two-phase variable neighborhood tabu search for the capacitated vehicle routing problem with fuzzy demand. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2018, 38(2): 522 – 531.
(李阳, 范厚明, 张晓楠, 等. 求解模糊需求车辆路径问题的两阶段变邻域禁忌搜索算法. 系统工程理论与实践, 2018, 38(2): 522 – 531.)
- [24] FAN Houming, WU Jiaxin, GENG Jing, et al. Hybrid genetic algorithm for solving fuzzy demand time windows vehicle routing problem. *Journal of Systems & Management*, 2020, 29(1): 107 – 118.
(范厚明, 吴嘉鑫, 耿静, 等. 模糊需求与时间窗的车辆路径问题及混合遗传算法求解. 系统管理学报, 2020, 29(1): 107 – 118.)
- [25] ZHAO Shikui. Hybrid algorithm based on improved neighborhood structure for flexible job shop scheduling. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(12): 144 – 156.
(赵诗奎. 柔性作业车间调度的改进邻域结构混合算法. 计算机集成制造系统, 2018, 24(12): 144 – 156.)
- [26] ZHENG W, JI H, LIN C, et al. Using a heuristic approach to design personalized urban tourism itineraries with hotel selection. *Tourism Management*, 2020, 76(2): 103956.1 – 103956.14.
- [27] CUI Qi, WU Xiuli, YU Jianjun. Improved genetic algorithm variable neighborhood search for improving hybrid flow shop scheduling problem. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(9): 1917 – 1927.
(崔琪, 吴秀丽, 余建军. 变邻域改进遗传算法求解混合流水车间调度问题. 计算机集成制造系统, 2017, 23(9): 1917 – 1927.)
- [28] DONG Hongyu, HUANG Min, WANG Xingwei, et al. Review of variable neighborhood search algorithm. *Control Engineering of China*, 2009, 16(S2): 1 – 5.
(董红宇, 黄敏, 王兴伟, 等. 变邻域搜索算法综述. 控制工程, 2009, 16(S2): 1 – 5.)
- [29] LANG Maoxiang. Study on simulated annealing algorithm for vehicle routing problem with backhauls. *Journal of System Engineering*, 2005, 20(5): 41 – 47.
(郎茂祥. 装卸混合车辆路径问题的模拟退火算法研究. 系统工程学报, 2005, 20(5): 41 – 47.)
- [30] DENG Aimin, MAO Chao, ZHOU Yanting. Optimizing research of an improved simulated annealing algorithm to soft time windows vehicle routing problem with pick-up and delivery. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2009, 29(5): 186 – 192.
(邓爱民, 毛超, 周彦霆. 带软时间窗的集配货一体化VRP改进模拟退火算法优化研究. 系统工程理论与实践, 2009, 29(5): 186 – 192.)

- [31] LUO Dongsheng, LIU Yanmin. Adaptive PSO based on swarm delivery for VRPSDP. *Computer Engineering & Science*, 2012, 34(7): 160–165.
(罗东升, 刘衍民. 基于种群多样性的自适应PSO算法求解VRPSDP问题. 计算机工程与科学, 2012, 34(7): 160–165.)
- [32] TAN Wei, WEN Qing. To solve the pickup delivery vehicle routing VRPSDP problem based on ant system and 2-opt method. *Mathematics in Practice and Theory*, 2015, 45(24): 235–242.
(谭巍, 文庆. 基于蚁群系统和2-opt方法求解同时送取货车车辆路径VRPSDP问题. 数学的实践与认识, 2015, 45(24): 235–242.)
- [33] ZHANG Tao, ZHANG Chunmei, ZHANG Yuejie. Collaborative PSO-SA algorithm for VRPSDP. *Journal of Systems & Management*, 2009, 18(6): 681–685.
(张涛, 张春梅, 张玥杰. 协同粒子群-模拟退火算法求解VRPSDP问题. 系统管理学报, 2009, 18(6): 681–685.)
- [34] WANG Xiaobo, LI Yijun. Study on multi-type vehicle and single centre vehicle routing problem with backhauls. *Journal of Systems Engineering*, 2010, 25(5): 629–636.
(王晓博, 李一军. 多车型单配送中心混合装卸车辆路径问题研究. 系统工程学报, 2010, 25(5): 629–636.)
- [35] DETHLOFF J. Vehicle routing and reverse logistics: The vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. *OR Spectrum*, 2001, 23(1): 79–96.

作者简介:

范厚明 教授, 博士生导师, 目前研究方向为交通运输系统规划设计、战略管理与系统规划等, E-mail: fhm468@163.com;

刘浩 硕士研究生, 目前研究方向为物流工程与管理, E-mail: lhao66@126.com;

刘鹏程 硕士研究生, 目前研究方向为交通运输规划与管理, E-mail: lpc0369@163.com;

任晓雪 硕士研究生, 目前研究方向为物流工程, E-mail: rxx1587351294@163.com.