

# 控制与决策

Control and Decision

## 多元个性化需求驱动的最后一公里配送选址-路径研究

周林, 朱芳彬, 代应, 景熠, 何彦东

引用本文:

周林, 朱芳彬, 代应, 景熠, 何彦东. 多元个性化需求驱动的最后一公里配送选址-路径研究[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2745–2752.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0488>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### [多行程多交货期的成品油配送优化](#)

Optimization of refined oil distribution with multiple trips and multiple due time  
*控制与决策*. 2022, 37(10): 2714–2722 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0190>

##### [基于混合元启发式算法的订单分批问题](#)

Hybrid metaheuristic algorithm for order batching problem  
*控制与决策*. 2022, 37(8): 2110–2118 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0364>

##### [两阶段混合优化算法求解模糊需求下多时间窗车辆路径问题](#)

Two stage hybrid optimization algorithm for vehicle routing problem with multiple time windows under fuzzy demand  
*控制与决策*. 2022, 37(6): 1573–1582 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0022>

##### [基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题](#)

Time-space cluster based location-routing problem with capacitate constraints  
*控制与决策*. 2021, 36(10): 2504–2510 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0073>

##### [考虑卸载顺序约束的成品油二次配送车辆路径问题](#)

Vehicle routing problem of refined oil secondary distribution considering unloading sequence constraints  
*控制与决策*. 2020, 35(12): 2999–3005 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1756>

# 多元个性化需求驱动的最后公里配送选址-路径研究

周林<sup>1</sup>, 朱芳彬<sup>1</sup>, 代应<sup>1</sup>, 景熠<sup>1</sup>, 何彦东<sup>2</sup>

(1. 重庆理工大学管理学院, 重庆 400054; 2. 清华大学深圳研究生院, 广东 深圳 518055)

**摘要:** 为提升最后一公里配送服务水平, 基于现实场景中存在的自提、带时间窗的送货上门和柔性服务需求, 提出多元个性化需求驱动的选址-路径问题. 为了有效求解该问题, 设计融合初始解构造算法、差异化邻域使用策略和自适应抖动机制的变邻域搜索算法. 不同规模算例实验结果表明, 改进的变邻域搜索算法具有较好的求解效率和鲁棒性. 通过关键参数的敏感性分析发现, 个性化需求比例与自提成本对运营成本影响显著, 综合考虑这些因素开展配送系统设计具有较强的现实意义.

**关键词:** 最后一公里配送; 个性化需求; 选址-路径问题; 改进变邻域搜索算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0488

引用格式: 周林, 朱芳彬, 代应, 等. 多元个性化需求驱动的最后公里配送选址-路径研究[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2745-2752.

## Multiple personalized demands driven last mile delivery location-routing problem

ZHOU Lin<sup>1</sup>, ZHU Fang-bin<sup>1</sup>, DAI Ying<sup>1</sup>, JING Yi<sup>1</sup>, HE Yan-dong<sup>2</sup>

(1. College of Management, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China; 2. Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)

**Abstract:** Considering customer self-pick-up, home delivery with time window and flexible service demands in the last mile delivery, a location routing problem driven by multiple personalized demands is proposed to improve the service level. To solve the problem effectively, a variable neighborhood search algorithm is designed, which combines an initial solution construction algorithm, a differential neighborhood usage strategy and an adaptive shaking mechanism. Experimental results based on different scales of instances show that the improved variable neighborhood search algorithm has better solving efficiency and robustness. Through the sensitivity analysis of the key parameters, it is found that the proportion of personalized demands and pick-up cost have significant impacts on operating cost. It is of great practical significance to comprehensively consider these factors when designing the last mile delivery system.

**Keywords:** last mile delivery; personalized demands; location-routing problem; improved variable neighborhood search

## 0 引言

电子商务环境下消费者的职业类型、年龄、隐私偏好等个体差异, 加上商品价值、重量及体积等物理特性差异, 使得响应式地提供个性化配送服务成为提高最后一公里配送服务水平及提升企业竞争能力的核心要素. 然而, 最后一公里配送客户基数大、空间分散、需求批量小<sup>[1]</sup>, 由此产生的物流服务商的成本控制需求与客户的配送服务满意度诉求之间的矛盾成为最后一公里配送环节亟需解决的关键问题. 因此,

设计高效的最后一公里配送服务系统, 以较好的经济性满足客户多元个性化配送需求是业界和学术界一直关注的热点问题. 客户的个性化配送需求主要体现为配送服务方式的个性化. 多种外在和内在因素共同影响客户的服务方式选择, 使得客户对服务方式具有明显偏好<sup>[2-3]</sup>, 并且满足客户偏好的服务方式能够实现客户满意度最大化<sup>[4]</sup>. 因此, 研究最后一公里配送问题时考虑客户个性化服务需求, 有助于在节约成本的同时最大限度地提高客户满意度.

收稿日期: 2021-03-23; 录用日期: 2021-07-06.

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(71801025, 71802034); 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201801111); 重庆市教委人文社科一般项目(18SKGH106, 20SKGH160); 重庆市社科规划一般项目(2017YBGL134); 广东省基础与应用基础研究基金项目(2020A1515110785); 重庆理工大学研究生创新项目(clygcx20203051).

责任编辑: 李勇建.

†通讯作者. E-mail: zhoulin1205@126.com.

从运作优化角度,最后一公里配送需要重点解决面向自提需求的自提点选址(location problem, LP)、送货上门车辆路径规划(vehicle routing problem, VRP)及其联合优化问题(location-routing problem, LRP). 由于提供客户自提和送货上门组合的复合配送服务是满足个性化需求的关键,基于两种服务方式的自提点选址-路径联合优化研究成为当前研究的热点. 周林等<sup>[5]</sup>考虑末端客户群内同时存在自提和送货上门两种配送需求,通过比例模型刻画两类服务需求,首次提出了同时考虑两种服务方式的LRP问题,该问题随后被Veenstra等<sup>[6]</sup>应用于医疗服务领域;Zhou等<sup>[1,7]</sup>将该问题拓展至多配送中心场景下的两类设施LRP问题、自提点共享视角下的LRP问题及双层VRP问题;Huang等<sup>[8]</sup>考虑站点提供自提服务和充电的双重功能,研究了自提与送货上门相结合的电动汽车LRP问题;周翔等<sup>[9]</sup>面对客户自提和送货上门双重需求,基于客户的行政地址和经纬度位置,开展客户混合地址的LRP问题研究;邱晗光等<sup>[10]</sup>考虑到客户需求对配送服务方式及时间窗的依赖性,以距离为影响因素建立服务方式分配模型,开展多目标LRP问题研究. 但当前研究存在明显不足:1)主要基于比例模型或距离分配模型来刻画自提和送货上门两种需求,缺乏对客户个体的特定个性化需求的考虑;2)主要考虑自提和无约束送货上门两种需求,缺乏对多元个性化需求类型的考虑,配送系统中既存在自提需求(customer pick-up, CP)和以配送时间窗为约束的送货上门需求(home delivery with time window, HDTW),还存在柔性服务需求(flexible service, FS),即两种服务均可的无特定偏好的需求.

鉴于此,本文基于最后一公里配送的现实需求,以多元个性化需求为切入点,考虑配送系统中存在CP、HDTW以及FS三元需求,提出基于多元个性化需求驱动的最后公里选址-路径问题(multiple personalized demands driven location-routing problem, LRP-MPDD),开展自提点选址-设施容量规划-服务方式分配-车辆路径集成优化研究. 不同规模算例实验结果表明,改进的变邻域搜索算法具有较好的求解效率和鲁棒性. 通过关键参数的敏感性分析发现个性化需求比例与自提成本对运营成本影响显著,综合考虑这些因素开展配送系统设计具有较强的现实意义.

## 1 问题描述与模型建立

### 1.1 问题描述

LRP-MPDD可以定义为图 $G = (V, A)$ . 其中: $V = \{0\} \cup P \cup N$ 表示网络节点,节点“0”表示配送中

心, $P$ 表示候选自提点集合, $N$ 表示客户集合,每个客户 $i \in N$ 对应的需求为 $q_i$ 以及与需求相关的单位服务时间 $t_s$ .  $A = \{(i, j) | i, j \in V\}$ 为弧集,任意弧 $(i, j)$ 对应路径成本为 $c_{ij}$ ,距离为 $d_{ij}$ ,旅行时间为 $t_{ij}$ . 任意自提点 $p \in P$ 存在候选容量等级集合 $S$ ,等级为 $s \in S$ 的自提点 $p$ 的固定开放成本为 $F_p^s$ ,单位服务成本为 $c_p$ ,容量为 $Q_p^s$ . 配送中心车辆集合为 $K$ ,车辆 $k \in K$ 的最大装载量为 $Q_k$ ,最大运行时间为 $T_k$ ,固定使用成本为 $F_k$ .

针对任意客户 $i \in N$ ,基于两种基本服务方式存在3种服务需求. 具有HDTW需求的客户记为 $N_{HD}$ ,任意客户 $i \in N_{HD}$ 存在时间窗 $(E_i, L_i)$ ,需要在给定的时间窗内完成配送服务. 具有CP需求的客户记为 $N_{CP}$ ,该类客户到距其最近的自提点自提货物. 具有FS需求的客户记为 $N_{FS}$ ,可到距其最近的自提点自提或者被配送车辆在任意时间服务.

特别地,针对自提服务,存在自提期望距离. 当 $d_{ip} > r$ 时,客户自提出行距离超过平均期望距离,此时将产生由于满意度下降带来的与距离相关的惩罚成本,本文假定惩罚成本与超出期望的距离成线性正相关. 令自提点 $p$ 的单位距离惩罚成本为 $c_u$ ,则惩罚成本函数 $f(d_{ip})$ 表示如下:

$$f(d_{ip}) = \begin{cases} 0, & d_{ip} \leq r; \\ c_u(d_{ip} - r), & d_{ip} > r. \end{cases} \quad (1)$$

LRP-MPDD示意图如图1所示.

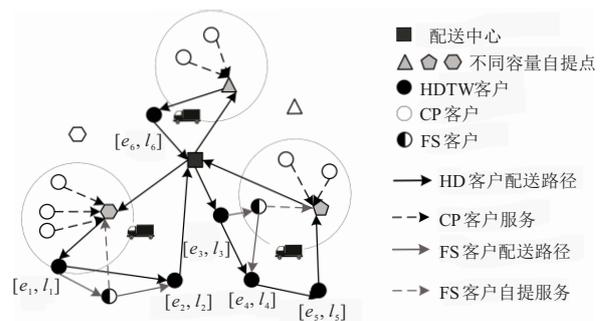


图1 LRP-MPDD示意图

该问题通过开展自提点选址、容量选择、服务方式分配和路径规划4类决策实现成本最小化,为此设置中间变量和决策变量: $T_i^k$ 为车辆 $k$ 在节点 $i$ 开始服务时间; $Q_{ij}^k$ 为车辆 $k$ 从节点 $i$ 到节点 $j$ 时的装载量; $x_{ij}^k$ 表示车辆 $k$ 从节点 $i$ 到节点 $j$ 时为1,否则为0; $z_p^s$ 表示等级为 $s$ 的自提点 $p$ 开设时为1,否则为0; $y_{ip}^s$ 表示客户 $i$ 由等级为 $s$ 的自提点 $p$ 服务时为1,否则为0.

### 1.2 混合整数规划模型

基于上述分析,LRP-MPDD问题的混合整数规划模型构建如下:

$$\min \sum_{k \in K} \sum_{j \in P \cup N} F_k x_{0j}^k + \sum_{k \in K} \sum_{i \in N/N_{CP}} \sum_{j \in N/N_{CP}} c_{ij} x_{ij}^k + \sum_{p \in P} \sum_{s \in S} F_p^s z_p^s + \sum_{p \in P} \sum_{i \in N/N_{HD}} \sum_{s \in S} (q_i c_p + f(d_{ip})) y_{ip}^s. \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \sum_{k \in K} \sum_{j \in V} x_{ij}^k = 1, \forall i \in N_{HD}; \quad (3)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{s \in S} y_{ip}^s = 1, \forall i \in N_{CP}; \quad (4)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V} x_{ij}^k + \sum_{p \in P} \sum_{s \in S} y_{ip}^s = 1, \forall i \in N_{FS}; \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N} x_{pj}^k \leq 1, \forall p \in P; \quad (6)$$

$$(1 - z_p^s) \sum_{k \in K} \sum_{j \in N} x_{pj}^k = 0, \forall p \in P, s \in S; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ih}^k - \sum_{j \in V} x_{hj}^k = 0, \forall h \in N, k \in K; \quad (8)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{p \in P} x_{ip}^k \sum_{h \in N/N_{HD}} \sum_{s \in S} q_h y_{hp}^s + \sum_{i \in V} \sum_{j \in N/N_{CP}} q_j x_{ij}^k \leq Q_k, \forall k \in K; \quad (9)$$

$$\sum_{i \in N/N_{HD}} q_i y_{ip}^s \leq Q_p^s, \forall p \in P, s \in S; \quad (10)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N} x_{0j}^k \leq |K|; \quad (11)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0j}^k = 1, \forall k \in K; \quad (12)$$

$$\sum_{j \in N} x_{j0}^k = 1, \forall k \in K; \quad (13)$$

$$E_i \leq T_i^k \leq L_i, \forall i \in N_{HD}, k \in K; \quad (14)$$

$$T_i^k + t_{ij} + t_i - M(1 - x_{ij}^k) \leq T_j^k, \forall i, j \in N, k \in K; \quad (15)$$

$$T_i^k + t_{i0} + t_i \leq T_k, \forall i \in N, k \in K; \quad (16)$$

$$y_{ip}^s \leq z_p^s, \forall i \in N/N_{HD}, p \in P, s \in S; \quad (17)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V, k \in K; \quad (18)$$

$$y_{ip}^s \in \{0, 1\}, \forall i, j \in N/N_{HD}, p \in P, s \in S; \quad (19)$$

$$z_p^s \in \{0, 1\}, \forall p \in P, s \in S. \quad (20)$$

式(2)表示最小化运营成本,包括车辆固定使用成本、路径成本、自提点开放成本、自提服务成本及超出自提距离的惩罚成本;式(3)表示每个HDTW客户被且仅被一辆车访问一次;式(4)表示每个CP客户被且仅被一个自提点服务一次;式(5)表示每个FS客户被且仅被车辆或者自提点服务一次;式(6)表示每

个自提点至多被一辆车访问一次;式(7)表示如果自提点开放则一定且仅被一辆车访问;式(8)表示弧流量平衡;式(9)保证每辆车的装载量不能超过该车最大装载量;式(10)保证自提点的容量满足其服务客户的需求;式(11)保证使用的车辆数量限制;式(12)和(13)保证车辆从配送中心出发并回到配送中心;式(14)和(15)表示满足时间窗约束;式(16)保证车辆行驶时间不超过最大工作时间;式(17)~(20)表示变量范围.

## 2 改进的变邻域搜索算法

由于LRP-MPDD可以退化为VRP问题,显然属于NP-hard问题.该问题在VRP基础上存在的选址、容量决策及多元个性服务特征进一步加剧了求解复杂性.本文基于问题特征,提出一种改进的两阶段VNS(IVNS)算法.改进的核心思想是:在初始阶段设计有效的构造算法输入高质量的初始解;在后优化阶段,提出差异化邻域使用策略和自适应抖动机制提高经典VNS的搜索效率和质量.IVNS算法框架如图2所示.

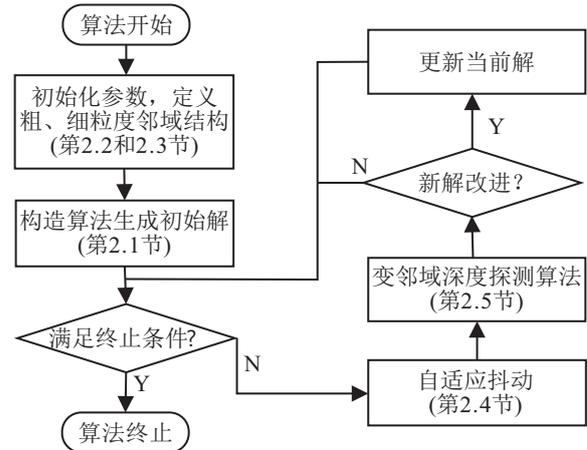


图2 IVNS算法框架

### 2.1 初始解构造算法

由于高质量的初始解有助于提升复杂优化问题求解算法的搜索效率<sup>[1]</sup>,针对研究问题存在的4类决策,设计“先选址后路径再优化”的三阶段启发式构造算法(three stage construction algorithm, TSCA)生成初始解.

1)贪婪算法选址.算法的基本思想是基于CP客户与自提点的服务成本关系开展自提点选址以及客户分配.考虑FS客户的双重服务属性,为了降低初始解的求解复杂度和算法运行时间,首先将FS客户的服务方式约束为CP以减少路径合理性检测,然后基于贪婪思想,根据CP客户距离自提点的成本开展客户分配与自提点选址.

2) 经典算法构造初始路径. 将  $N_p$  中的自提点看作宽时间窗客户节点, 构造车辆访问节点集  $N_V = N_{HD} \cup N_P$ , 利用 Solomon 最远距离插入法<sup>[11]</sup> 构造带时间窗车辆路径, 得到初始基本解  $S$ .

3) 优化服务方式提升初始解. 该阶段的主要思想是通过优化FS客户的服务方式实现对初始基本解的优化. 由于阶段1中将FS客户的服务方式约束为自提, 该阶段通过逐步尝试为FS客户提供HD服务压缩CP服务以提升初始基本解质量.

## 2.2 邻域结构设计

基于对解空间构成的分析, 设计车辆路径、自提点选址、客户分配、服务方式、容量等级5类邻域结构开展解空间搜索: 1) 路径邻域  $N_r$ : 采用6种经典的邻域结构  $N_r = \{N_1, \dots, N_6\}$ , 路径间和路径内的插入、互换和2opt<sup>[12]</sup>; 2) 选址邻域  $N_l$ : 设计3种邻域结构, 分别为开放( $N_7$ )、关闭( $N_8$ )和互换( $N_9$ )自提点; 3) 客户分配邻域  $N_a$ : 设计客户移动( $N_{10}$ )和客户互换( $N_{11}$ )两种邻域结构用于探索客户与自提点的分配关系, 即随机  $n_c$  个被自提点服务的客户移至最近  $n_p$  个自提点或与其进行互换; 4) 服务方式邻域  $N_s$ : 设计两种邻域结构  $N_{12}$  和  $N_{13}$ , 即改变  $n_s$  个随机FS客户的服务方式和随机选择  $n_p$  个自提点释放其所服务的FS客户; 5) 自提点容量等级邻域  $N_v$ : 依据随机选择的自提点, 将其容量等级等概率替换为距当前等级最近的较大或者较小等级( $N_{14}$ ).

## 2.3 差异化邻域使用策略

VNS算法包括抖动阶段(shaking)和变邻域深度探测算法(variable neighborhood decent, VND)两部分: shaking作为VNS的关键环节, 目的在于通过对当前解的扰动避免算法陷入局部最优, 从而提升算法的全局寻优性能<sup>[13]</sup>; VND通过对邻域进行深入搜索以提高算法的局部最优性. 为了在兼顾算法的全局性和局部性的基础上提高算法的搜索效率, 提出差异化邻域使用策略(differentiated usage strategy, DUS), 即将设计的5类邻域结构根据对解空间探索的粒度分为粗粒度邻域结构( $N_7 \sim N_9$ )和细粒度邻域结构( $N_1 \sim N_6, N_{10} \sim N_{14}$ ). 在DUS中, 细粒度邻域应用于VND以增加算法的搜索强度, 粗粒度邻域结构应用于shaking以提升抖动阶段对解空间多样性的贡献.

## 2.4 自适应抖动机制

考虑不同邻域结构在提升解质量及求解效率上的差异, 本文设计自适应抖动机制, 即在一定迭代次数内监测和评价各邻域结构的历史搜索质量和效率,

以自适应地选择优质扰动算子. 此处提出求解效益指标综合表示邻域结构的搜索质量和效率, 针对任意邻域结构  $k$ , 首先分别构建搜索质量和搜索效率函数. 利用历史  $I_{iter}$  代内邻域  $k$  对解的提高水平反映其搜索质量, 有

$$\rho_k^{I_{iter}} = \sum_{i=0}^{I_k} (Y_i^k - Y_i^{k'}) / (\bar{Y} - \underline{Y}). \quad (21)$$

其中:  $I_k$  为过去  $I_{iter}$  代内邻域结构  $k$  被选中的次数,  $Y_i^k$  为邻域结构  $k$  第  $i$  次作用当前解的目标函数值,  $Y_i^{k'}$  为邻域结构  $k$  第  $i$  次作用后的目标函数值,  $\bar{Y}$  和  $\underline{Y}$  分别为过去  $I_{iter}$  代中最大和最小的目标函数值.

同理, 历史  $I_{iter}$  代内邻域结构  $k$  求解效率水平表示为

$$\tau_k^{I_{iter}} = \sum_{i=0}^{I_k} (T_i^k - T_i^{k'}) / (\bar{T} - \underline{T}). \quad (22)$$

其中:  $T_i^k - T_i^{k'}$  为邻域结构  $k$  第  $i$  次作用于当前解的时间,  $\bar{T} - \underline{T}$  为历史  $I_{iter}$  代内总运行时间. 因此, 邻域  $k$  的求解效益表示为

$$\varphi_k^{I_{iter}} = \frac{1}{2} (\alpha \rho_k^{I_{iter}} + \beta \tau_k^{I_{iter}}). \quad (23)$$

其中:  $1/2$  为归一化系数,  $\alpha$  和  $\beta$  分别为求解质量和求解效率权重系数, 且  $\alpha + \beta = 1$ , 当  $\alpha = \beta = 0.5$  时, 表明在搜索过程中将求解质量和求解效率等同对待.

可以看出, 在VNS进化过程中, 各抖动邻域结构的求解效益会根据求解过程动态调整与更新, 当采用轮盘赌的方式开展邻域结构选择时, 较大求解效益的邻域结构将会以较大概率有限选择, 因此邻域结构的选择呈现出一定的求解效益动态自适应性.

## 2.5 变邻域深度探测算法

变邻域搜索算法(VNS)利用变邻域深度探测算法(VND)对shaking阶段生成的解进行局部寻优. 在众多VND变种中, BVND(basic variable neighborhood decent)具有较好的求解效率和求解质量<sup>[13]</sup>. 本文采用BVND开展局部搜索, 利用细粒度邻域结构作为搜索算子, 并设定邻域结构内最大迭代次数  $I_{neib}$ , 若达到  $I_{neib}$ , 则进入下一个邻域结构搜索, 直到满足最大允许迭代次数  $I_{VND}$ . 此外, 采用模拟退火机制接受算法搜索过程中产生的中间解以在局部寻优的同时保留一定的全局搜索能力.

**算法1** 改进BVND算法伪码.

输入: 邻域结构集  $N_{BVND}$ ,  $I_{neib}$ ,  $I_{VND}$ , 初始温度  $T_0$ ,  $T = T_0$ , 冷却系数  $\kappa$ , 迭代计数器  $L_{iter} = 0$ ,  $l_{iter} = 0$ .

1 初始化, 三阶段构造算法生成初始解  $Y$

```

2 while  $L_{iter} < I_{VND}$  do
3   while  $l_{iter} < I_{neib}$  do
4     BVND生成新解  $Y' \leftarrow neighbor(Y, N_k,$ 
 $r), L_{iter} ++$ 
5     if  $\Delta = (Y' - Y) \leq 0$  do
6        $Y \leftarrow Y', k ++, l_{iter} = 0$ 
7     else  $r = random(0, 1)$ 
8     if  $r < exp(-\Delta/KT)$  do
9        $Y \leftarrow Y', k ++, l_{iter} = 0$ 
10    end if
11  end while
12 end while
13 输出: 最好解
    
```

### 2.6 适应度函数

由于非可行解对搜索空间的拓展有助于发现高质量的可行解, 本文允许违反约束的非可行解参与搜索. 对于违反载重、时间窗、自提点容量约束的解, 通过引入惩罚系数控制算法的搜索方向<sup>[7]</sup>.

## 3 实验仿真分析

为了验证所提出的模型和方法, 基于实际运作场景生成不同规模的算例开展实验仿真分析. 所有算法均基于 Pycharm 平台, 采用 Python 语言编程, 计算机配置为 Intel(R) Core(TM)i5-5200、2.2 GHz、8 GB 内存、Windows10 操作系统. 经过基于不同规模算例的大量初步实验, 算法终止条件为: 最好解连续不改进次数  $N_{nimp} = 1000$ , 算法运行时间  $t_{max} = 30 \text{ min}$ . 其他参数设置如下:  $T_0 = 100$ ,  $\kappa = 0.9$ ,  $I_{neib} = 10$ ,  $I_{VND} = 200$ .

### 3.1 测试算例

由于 LRP-MPDD 与经典 LRP 问题存在显著差异, LRP 标准算例无法用于仿真测试. 为此, 基于实际运作场景生成 12 组不同规模算例, 按照“自提点数量-客户数量-FS 客户比例标识”命名, 其中  $a$ 、 $b$ 、 $c$  分别对应的比例为 30%、50%、70%.

### 3.2 仿真实验与对比分析

#### 3.2.1 TSCA 有效性验证

为验证 TSCA 算法有效性, 将 TSCA 与随机算法 (random algorithm, RA) 进行对比. 首先, 分别对 12 组算例运行 TSCA 和 RA 获得初始解值  $s_0$  和  $s'_0$ ; 然后, 采用 IVNS 分别基于  $s_0$  和  $s'_0$  进行后优化, 实验结果见表 1. 显然, TSCA-IVNS 在所有算例都能获得较好的初始解和最终解. 与 RA 相比, TSCA 在初始解的改进上, 最高改进 30.84%, 最低改进 6.61%; 在最好解的改进上, 最高改进 27.86%, 最低改进 0.69%. TSCA 能够

有效提高算法的整体求解质量.

表 1 TSCA-IVNS 和 RA-IVNS 对比结果

算例	RA-IVNS		TSCA-IVNS		Gap	
	$s_0$	$s^*$	$s_0$	$s^*$	$s_0/\%$	$s^*/\%$
5-50-a	1109.1	961.37	1016.35	954.78	-8.36	-0.69
5-50-b	1120.3	851.71	814.88	750.53	-27.26	-11.88
5-50-c	862.4	663.46	608.53	567.57	-29.44	-14.45
10-100-a	1877.74	1640.17	1623.69	1491.28	-13.53	-9.08
10-100-b	2038.87	1464.47	1410.02	1292.19	-30.84	-11.76
10-100-c	1784.5	1557.91	1400.31	1279.73	-21.53	-17.86
20-200-a	3013.08	2721.56	2745.69	2536.66	-8.87	-6.79
20-200-b	2964.31	2624.89	2507.69	2310.36	-15.40	-11.98
20-200-c	2840.8	2565.14	2096.18	1916.53	-26.21	-25.29
30-300-a	4298.48	3827.05	3805.59	3459.66	-11.47	-9.60
30-300-b	4158.02	3631.75	3285.94	2995.77	-20.97	-17.51
30-300-c	3762.05	3244.69	3216.88	2833.9	-14.49	-12.66

#### 3.2.2 自适应抖动机制有效性验证

为验证自适应抖动机制的有效性, 分别将基于固定顺序 (fix sequence)、随机顺序 (random sequence) 和自适应 (adaptive sequence) 3 种抖动邻域结构选择机制的 IVNS 应用于 12 组算例, 每个算例运行 10 次, 求解结果包括最好值  $s^*$ 、平均值  $\bar{s}^*$ 、平均相对误差百分比  $s_{avg}$  和平均运行时间  $t_{avg}$ , 实验结果如表 2 所示. 可以看出, AIVNS 在所有算例上获取的结果最优, 与 FIVNS 相比, AIVNS 最高改进 5.32%, 最低改进 0.19%; 与 RIVNS 相比, AIVNS 最高改进 6.43%, 最低改进 0.19%. 此外, AIVNS 的  $t_{avg}$  和  $s_{avg}$  整体要优于 FIVNS 和 RIVNS, 平均运行时间最高节约 25.01%, 最低节约 0.7%; 平均相对误差更低, 整体处于 [0, 3%] 之间, 表明 AIVNS 能在降低求解时间的同时使算法具有良好的稳定性.

#### 3.2.3 DUS 有效性验证

为验证 DUS 的有效性, 分别将基于 DUS 和混合邻域使用策略 (mixed usage strategy, MUS) 的 IVNS 开展两类终止条件下的对比测试, 实验结果见表 3.

首先, 将两种算法在  $t_{max}$  和  $N_{nimp}$  共同约束下开展测试, 得到结果 MUS-IVNS-1 和 DUS-IVNS. 可以看出, DUS 下的算法虽然仅在节点为 50 和 100 的 4 组算例下的求解结果优于 MUS, 但由 Gap-1 的数据发现: 两者  $s^*$  的平均偏差为 0.4%,  $\bar{s}^*$  的平均偏差仅为 0.3%, 但 DUS-IVNS 的求解时间远低于 MUS-IVNS-1, 随着问题规模的增加优势愈加明显, 求解时间最高节约 77.54%, 最低节约 20.92%. 其次, 将 MUS 下算法的运行时间设置为 DUS 下算法的终止时间开展相同运行时间下的对比分析, 得到 MUS-IVNS-2 以及 Gap-2, 可以看出在相同运行时间下 DUS 均能获得更佳的表现.

表2 不同邻域结构选择机制结果比较

算例	FVNS				RVNS				AIVNS			
	$s^*$	$\overline{s^*}$	$s_{avg}/\%$	$t_{avg}$	$s^*$	$\overline{s^*}$	$s_{avg}/\%$	$t_{avg}$	$s^*$	$\overline{s^*}$	$s_{avg}/\%$	$t_{avg}$
5-50-a	955.36	957.2	0.20	37.45	954.33	958.94	0.50	33.89	949.14	950.89	0.20	31.17
5-50-b	747.3	753.37	0.80	45.75	747.39	752.45	0.70	43.59	745.57	750.47	0.70	39.11
5-50-c	564.95	568.93	0.70	39.77	565.51	569	0.60	37.45	562.39	565.61	0.60	36.17
10-100-a	1482.65	1498.22	1.10	70.23	1478.12	1502.36	1.60	67.47	1470.58	1486.08	1.10	64.15
10-100-b	1295.86	1305.81	0.80	104.81	1293.33	1300.05	0.50	91.93	1286.66	1292.19	0.40	91.29
10-100-c	1274.16	1287.43	1.00	105.97	1255.65	1281.93	2.10	86.57	1250.58	1260.71	0.80	81.29
20-200-a	2526.83	2559.64	1.30	297.14	2492.28	2540.76	1.90	305.82	2487.54	2516.66	1.20	263.86
20-200-b	2292.28	2311.92	0.90	264.25	2298.6	2321.62	1.00	267.65	2283.64	2299.94	0.70	243.37
20-200-c	1877.9	1932.33	2.90	257.17	1909.5	1930.94	1.10	232.13	1871.74	1891.69	1.10	222.45
30-300-a	3548.56	3785.83	6.70	604.89	3395.63	3558.06	4.80	664.57	3359.78	3459.66	3.00	587.93
30-300-b	2971.32	3007.35	1.20	536.13	2954.01	3003.02	1.70	581.29	2948.15	2979.16	1.10	455.17
30-300-c	2795.32	2855.51	2.20	500.14	2778.03	2873.62	3.40	535.94	2753.79	2811.56	2.10	401.9

表3 不同邻域使用策略实验结果比较

算例	MUS-IVNS-1			DUS-IVNS			MUS-IVNS-2			Gap-1			Gap-2		
	$s^*$	$\overline{s^*}$	$t_{avg}$	$s^*$	$\overline{s^*}$	$t_{avg}$	$s^*$	$\overline{s^*}$	$t_{avg}$	$s^*/\%$	$\overline{s^*}/\%$	$t_{avg}/\%$	$s^*/\%$	$\overline{s^*}/\%$	$t_{avg}/\%$
5-50-a	954.64	957.26	45.93	949.14	950.89	31.17	960.14	969.96	31.35	-0.60	-0.70	-32.14	-1.20	-2.00	-0.57
5-50-b	746.77	756.29	51.56	745.57	750.47	39.11	752.41	755.2	39.42	-0.20	-0.80	-24.15	-0.90	-0.60	-0.79
5-50-c	564.55	572.82	45.74	562.39	565.61	36.17	568.03	577.26	36.25	-0.40	-1.30	-20.92	-1.00	-2.10	-0.22
10-100-a	1474.5	1492.58	100.82	1470.58	1486.08	64.15	1476.71	1522.97	64.32	-0.30	-0.40	-36.37	-0.40	-2.50	-0.26
10-100-b	1293.12	1303.45	198.36	1286.66	1292.19	91.29	1302.64	1332.83	91.61	-0.50	-0.90	-53.98	-1.20	-3.10	-0.35
10-100-c	1240.8	1268.35	181.54	1250.58	1260.71	81.29	1274.13	1282.7	81.73	0.80	-0.60	-55.22	-1.90	-1.70	-0.54
20-200-a	2484.82	2510.75	1374.65	2487.54	2516.66	263.86	2519.55	2581.61	264.21	0.10	0.20	-77.54	-1.30	-2.60	-0.13
20-200-b	2268.97	2284.55	1276.5	2283.64	2299.94	243.37	2324.93	2356.58	244.68	0.60	0.70	-77.39	-1.80	-2.50	-0.54
20-200-c	1859.48	1862.61	1096.15	1871.74	1891.69	222.45	1904.41	1988.49	223.06	0.70	1.60	-75.18	-1.70	-5.10	-0.27
30-300-a	3340.68	3440.76	1640.9	3359.78	3459.66	587.93	3542.55	3651.18	588.33	0.60	0.50	-61.85	-5.40	-5.50	-0.07
30-300-b	2911.1	2958.34	1583.66	2948.15	2979.16	455.17	2992	3056.66	455.44	1.30	0.70	-69.32	-1.50	-2.60	-0.06
30-300-c	2718.13	2770.51	1549.65	2753.79	2811.56	401.9	2857.99	2938.25	403.01	1.30	1.50	-72.28	-3.80	-4.50	-0.28

3.2.4 不同算法的实验结果比较

将IVNS算法与SA<sup>[14]</sup>算法以及GA&ILS<sup>[15]</sup>算法进行对比,其中SA和GA&ILS的算法结构与参数设置分别见文献[14]和文献[15].表4给出了3种算法在12组算例下运行10次的最优解 $s^*$ ,Gap-1与Gap-2分别表示SA和GA&ILS获取的最优解与IVNS最优解之间的差距.由表4可见,对于所有算例,IVNS算法的求解质量均显著优于SA算法.相对于GA&ILS算法,在50和100的小规模算例上,IVNS的求解质量与GA&ILS相差不大,在200~300的大规模算例上,IVNS的求解质量要显著优于GA&ILS.对比表明,设计IVNS算法能够有效求解提出的LRP-MPDD.

表4 不同终止条件下实验结果差值表

算例	SA	GA&ILS	IVNS	Gap-1/%	Gap-2/%
5-50-a	994.12	958.15	949.14	-4.52	-0.94
5-50-b	772.48	750.53	745.57	-3.48	-0.66
5-50-c	587.71	579.3	562.39	-4.31	-2.92
10-100-a	1580.24	1546.97	1470.58	-6.94	-4.94
10-100-b	1366.06	1316.34	1286.66	-5.81	-2.25
10-100-c	1368.12	1271.19	1250.58	-8.59	-1.62
20-200-a	2700.87	2723.84	2487.54	-7.90	-8.68
20-200-b	2464.66	2468.67	2283.64	-7.34	-7.50
20-200-c	2019.95	2062.04	1871.74	-7.34	-9.23
30-300-a	3655.09	3834.98	3359.78	-8.08	-12.39
30-300-b	3258	3253.86	2948.15	-9.51	-9.40
30-300-c	3030.12	3008.54	2753.79	-9.12	-8.47

3.3 关键参数敏感性分析

3.3.1 自提单位服务成本

将  $c_p$  取值按照步长 0.1 从 0 增至 0.5, 依次运行算法得到不同取值时各个运营成本、自提需求及车辆利用率, 仿真结果见表 5。表 5 显示, 在  $c_p$  从 0 增至 0.3 的过程中, 总成本和车辆路径成本先增加后稳定, 而自提成本则相反。随着  $c_p$  的增长, 系统中 CP 服务比例逐渐下降, 车辆利用率增加, 从 35.17% 增至 43.47%, 表明系统优化结果倾向于对 FS 客户由提供 CP 服务转向提供 HD 服务, 并且通过提高车辆利用率避免车辆数量增加。可知, 利用已投入车辆资源服务 FS 客户和改善自提服务以引导 FS 客户选择自提可以帮助降低运营成本。

表 5  $c_p$  敏感性分析表

	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
配送总成本	5 463.54	5 531.03	5 596.82	5 633.03	5 634.06	5 633.40
车辆使用成本	4 500	4 500	4 500	4 500	4 500	4 500
车辆运输成本	276.92	287.62	300.92	303.32	303.14	303.08
自提点开放成本	575	550	550	550	550	550
自提需求	561	542	540	537	537	537
车辆利用率/%	35.17	40.10	43.20	43.47	43.47	43.47

3.3.2 3类需求比例

为研究服务偏好对配送网络和配送成本的影响, 对比配送网络中 3 类需求在 5 种比例下的优化结果, 仿真结果如图 3 所示。纵坐标轴表示实际业务量, 横坐标轴中从上到下依次为 HDTW 客户、CP 客户和 FS 客户的比例。

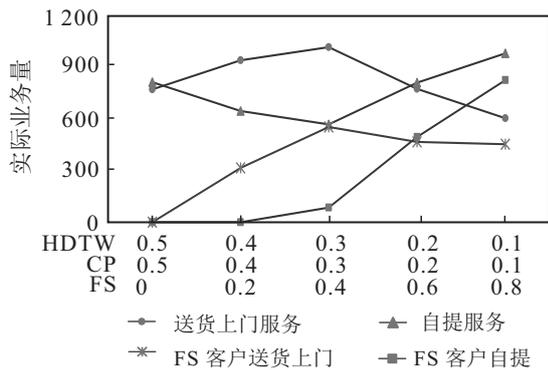


图 3 3类客户不同比例下的实验结果

由图 3 分析可知, 当 HDTW 客户及 CP 客户比例位于 [0.3~0.5] 时, 实际送货上门服务业务量由 1020 降至 774, 降低 24.12%, 表明当 HD 需求较多时, 优化结果倾向于对 FS 客户提供 HD 服务; 然而, 随着 HD 客户比例从 0.3 下降到 0.1, 此时优化结果倾向于将 FS 客户分配给自提点服务以降低车辆使用数量获取成本优势, 表明当配送网络中存在较多 HDTW 客户时,

应尽可能利用已投入的车辆资源为 FS 客户提供 HD 服务; 当配送网络中存 HDTW 客户比例较少时, 应该引导 FS 客户选择自提服务以降低运营成本。

4 结论

本文基于最后一公里配送过程中的多元个性化需求给配送管理带来的挑战, 从自提点选址、容量决策、服务分配与车辆路径集成优化的视角开展模型构建与算法研究。针对该问题解空间构成复杂的缺陷, 提出一种“先构造高质量初始解后深度优化”的改进变邻域搜索算法。数据实验结果表明: 高质量的初始解有助于加速算法的寻优进程, 精细化的邻域管理和使用策略能够在显著提高算法的求解质量和收敛速度的同时使算法具备良好的稳定性。个性化需求比例、自提服务成本对运营成本影响显著, 有效识别柔性客户, 提高自提服务效率并改善自提服务水平以引导更多客户自提以及合理地规划自提点容量有助于构建更具竞争力的配送系统。本文的研究是在多元个性化需求确定的场景下开展最后一公里配送集成优化研究工作, 多元需求不确定场景下的研究将是未来可行的研究方向。

参考文献(References)

- [1] Zhou L, Baldacci R, Vigo D, et al. A multi-depot two-echelon vehicle routing problem with delivery options arising in the last mile distribution[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 265(2): 765-778.
- [2] Chen Y G, Yu J, Yang S Q, et al. Consumer's intention to use self-service parcel delivery service in online retailing[J]. Internet Research, 2018, 28(2): 500-519.
- [3] Wang X Q, Yuen K F, Wong Y D, et al. E-consumer adoption of innovative last-mile logistics services: A comparison of behavioural models[J]. Total Quality Management & Business Excellence, 2020, 31(11/12): 1381-1407.
- [4] 陈义友, 张锦, 曾倩. 不同主体最后一公里配送服务选择均衡问题[J]. 交通运输系统工程与信息, 2016, 16(3): 174-180.  
(Chen Y Y, Zhang J, Zeng Q. Equilibrium problem of last-mile delivery service choice based on different interest participants[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016, 16(3): 174-180.)
- [5] 周林, 林云, 王旭, 等. 网购城市配送多容量终端选址与多车型路径集成优化[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(4): 1139-1147.  
(Zhou L, Lin Y, Wang X, et al. Integrated optimization for multiclass terminal location-heterogeneous vehicle routing of urban distribution under online shopping[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(4): 1139-1147.)

[6] Veenstra M, Roodbergen K J, Coelho L C, et al. A simultaneous facility location and vehicle routing problem arising in health care logistics in the Netherlands[J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 268(2): 703-715.

[7] 周林, 康燕, 宋寒, 等. 送提一体与终端共享下的最后一公里配送选址-路径问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(7): 1855-1864.  
(Zhou L, Kang Y, Song H, et al. Location-routing problem for last mile delivery with simultaneous home delivery and customer's pickup based on terminal sharing[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(7): 1855-1864.)

[8] Huang Z H, Huang W L, Guo F. Integrated sustainable planning of self-pickup and door-to-door delivery service with multi-type stations[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, 135: 412-425.

[9] 周翔, 许茂增, 吕奇光, 等. 基于客户点行政地址的自提点选址-路径优化[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(8): 2069-2078.  
(Zhou X, Xu M Z, Lyu Q G, et al. Location-routing problem of pickup point based on administrative address of customer points[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(8): 2069-2078.)

[10] 邱晗光, 李海南, 宋寒. 需求依赖末端交付与时间窗的城市配送自提柜选址-路径问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(10): 2612-2621.  
(Qiu H G, Li H N, Song H. Reception box locating-vehicle routing problems in urban distribution considering demand depending on last-mile delivery and time slots[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(10): 2612-2621.)

[11] Solomon M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints[J]. *Operations Research*, 1987, 35(2): 254-265.

[12] Mladenović N, Hansen P. Variable neighborhood search[J]. *Computers & Operations Research*, 1997, 24(11): 1097-1100.

[13] Hansen P, Mladenović N, Todosijević R, et al. Variable neighborhood search: Basics and variants[J]. *EURO Journal on Computational Optimization*, 2017, 5(3): 423-454.

[14] Yu V F, Lin S W, Lee W, et al. A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2010, 58(2): 288-299.

[15] Derbel H, Jarboui B, Hanafi S, et al. Genetic algorithm with iterated local search for solving a location-routing problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 2865-2871.

作者简介

周林(1987-), 男, 副教授, 博士, 从事智慧物流与供应链、大规模优化等研究, E-mail: zhoulin1205@126.com;  
 朱芳彬(1996-), 女, 硕士生, 从事城市配送优化的研究, E-mail: zhufangbin0418@qq.com;  
 代应(1978-), 男, 教授, 博士, 从事物流与供应链管理研究, E-mail: daiying@cqut.edu.cn;  
 景熠(1987-), 男, 副教授, 博士, 从事供应链管理研究, E-mail: yi.jing@cqut.edu.cn;  
 何彦东(1988-), 男, 博士, 从事物流系统优化的研究, E-mail: ydhe602@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)

下 期 要 目

循环神经网络研究综述 ..... 刘建伟, 等

面向双操作者的六足机器人共享遥操作 ..... 尤 波, 等

基于分层深度强化学习的移动机器人导航方法 ..... 王 童, 等

基于深度情感唤醒网络的多模态情感分析与情绪识别 ..... 张 峰, 等

配置弹簧阻尼空间机器人基于灰狼优化算法的双臂捕获卫星操作缓冲柔顺控制 ..... 朱 安, 等

基于RBF神经网络的多关节机器人固定时间滑模控制 ..... 刘宜成, 等

基于种群关联策略和强化解集准则的高维多目标进化算法 ..... 覃 灏, 等

火箭壳体加工的虚拟单元重构方法 ..... 杨从林, 等

面向工业控制系统全生命周期的脆弱性多维协同分析 ..... 李欣格, 等

基于鞅论的灰狼优化算法全局收敛性分析 ..... 孙丽君, 等

面向复杂超多目标优化问题的自适应增强学习进化算法 ..... 呼子宇, 等