

# 考虑客户满意度的车辆路径优化及其算法研究

罗明亮,袁鹏程

(上海理工大学 管理学院,上海 200093)

**摘要:**针对当前车辆路径问题中较少考虑客户满意度的情况,构建了基于模糊时间窗的车辆到达时间满意度函数和货物运输时长满意度函数,以最大化客户满意度和最小化配送总成本为目标建立 VRPCCS 数学模型.为了求解该问题,考虑到传统遗传算法存在依赖初始解、收敛速度较慢、容易陷入局部最优等缺点,设计改进的遗传算法与大规模邻域搜索算法相结合的混合算法进行求解,通过选取算例并与传统遗传算法进行对比,验证了模型和算法的可行性和有效性.实验仿真结果表明考虑客户满意度的物流配送方式不仅能够有效提升客户满意度,也能够降低物流企业配送成本以及车辆空载率,对于物流企业的车辆配送路径决策具有一定的参考意义.

**关键词:**模糊时间窗;客户满意度;传统遗传算法;混合算法

**中图分类号:**TP301.6

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2367(2024)02-0051-11

随着当前物流运输行业的市场竞争日益激烈,客户对于货物配送要求的不断提高,客户满意度的提升对于物流企业的发展显得尤为重要,提升客户满意度不仅能够提高企业的市场竞争力,而且能够培养客户对于企业的信任度,因此在车辆路径问题中考虑客户满意度是十分必要的.

车辆路径问题(vehicle routing problem,VRP)作为物流配送中的关键环节,是当前相关研究中的热点问题<sup>[1]</sup>.车辆路径问题由 DANTZIG 等<sup>[2]</sup>首次提出并为不同的需求点提供物资配送,以运输成本最小化为目标建立模型;CALVETE 等<sup>[3]</sup>基于软时间窗构建了多目标车辆路径优化模型;KOVACS 等<sup>[4]</sup>研究了容量约束的多目标车辆路径优化问题;符卓等<sup>[5]</sup>研究了基于软时间窗的需求可拆分的车辆路径问题;范静<sup>[6]</sup>研究了同时收发货的车辆路径问题,以客户等待时间的长短来衡量客户满意度,以车辆行驶路程和客户等待时间最小化为目标采用禁忌搜索算法求解;李得成等<sup>[7]</sup>研究了带有时间窗的电动车与燃油车混合车辆路径问题,以车辆行驶路程消耗成本最小化为目标采用分支定价算法进行求解;王奕璇等<sup>[8]</sup>研究了低碳下带时间窗的冷藏药品车辆路径问题,以制冷、运输、货损和固定成本为目标建立模型;葛显龙等<sup>[9]</sup>研究了带软时间窗的车辆路径问题,以总成本最小化为目标建立模型;BRUGLIERI 等<sup>[10]</sup>提出了一个三阶段数学方法求解城市内物流配送路径问题,以车辆使用数量和行驶总时间最小化为目标;倪霖等<sup>[11]</sup>考虑了车辆同时取送货对车辆装载率的影响,以配送总成本最小化为目标采用遗传算法进行求解;任腾等<sup>[12]</sup>考虑了同时取送货的城市物流共同配送路径问题,以总支出费用最小化为目标建立模型,并采用遗传算法进行求解;AGHEZZAF 等<sup>[13]</sup>研究了单车型的车辆路径问题,以利润最大化为目标建立模型;王征等<sup>[14]</sup>研究了多车场带时间窗的车辆路径问题,并提出了改进的变邻域搜索算法进行求解;WANG 等<sup>[15]</sup>设计一种带有禁忌搜索的混合遗传算法求解

**收稿日期:**2022-10-01;**修回日期:**2023-01-09.

**基金项目:**国家自然科学基金(71601118).

**作者简介:**罗明亮(1996—),男,河南信阳人,上海理工大学硕士研究生,研究方向为系统优化、智能优化算法,E-mail:15638581358@163.com.

**通信作者:**袁鹏程(1982—),男,山西晋城人,上海理工大学副教授,博士,研究方向为系统优化、系统建模与仿真、智能优化算法,E-mail:danis\_ex@126.com.

**引用本文:**罗明亮,袁鹏程.考虑客户满意度的车辆路径优化及其算法研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2024,52(2):51-61.(Luo Mingliang, Yuan Pengcheng.Research on vehicle path optimization and its algorithm considering customer satisfaction[J].Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition),2024,52(2):51-61.DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2022.10.01.0002.)

多仓库共同接送车辆路径问题.潘立军等<sup>[16]</sup>提出基于时差插入法的遗传算法求解带时间窗的取送货问题.

综上所述,有关物流配送路径问题的相关文献主要集中在以降低成本为主要目标,而以客户满意度为目标的研究尚且不多,因此本文考虑了客户满意度的车辆路径问题(vehicle routing problem considering customer satisfaction, VRPCCS),从客户对配送车辆的到达时间和货物运输时长两方面来衡量客户满意度并建立满意度函数,以客户满意度最大化和配送总成本最小化为目标建立 VRPCCS 数学模型,设计改进的遗传算法(genetic algorithm, GA)与大规模邻域搜索算法(large-scale neighborhood search algorithm, LNSA)相结合的混合算法进行求解,通过选取算例并与传统遗传算法进行对比,验证 VRPCCS 数学模型以及混合算法的可行性和有效性.

## 1 数学模型构建

### 1.1 问题描述

本文的 VRPCCS 可以简述为:某货物配送中心拥有  $K$  辆相同的运输车辆,为  $n$  个客户提供货物配送服务,所有车辆从配送中心出发,每个客户的货物需求量提前已知且每个客户有且仅能被服务一次,车辆必须在最长行驶时间范围内完成每条配送路线并回到终点处进行消毒,本文目标为寻找合理有效的车辆配送路线使得目标函数达到最优.

### 1.2 基本假设及参数说明

本文在构建 VRPCCS 数学模型之前做出以下假设:

- 1) 运输车辆为同一类型,不同客户之间的货物种类相同,车辆匀速行驶,不考虑其他因素的影响;
- 2) 每个客户的位置、时间窗、货物需求量、以及配送中心位置均已知.

相关参数及变量如下所示:

$V$ : 所有节点集合,  $V = \{0, 1, \dots, n\}$ , 其中 0 和  $n+1$  分别表示货物配送中心起点和终点;

$N$ : 所有客户点集合,  $N = \{1, \dots, n\}$ ;

$K$ : 可使用车辆集合,  $K = \{1, 2, \dots, e\}$ ;

$q_i$ : 客户  $i$  的货物需求量;

$Q$ : 车辆的最大货物容量;

$d_{ij}$ : 节点  $i$  到节点  $j$  的欧式距离;

$s_i$ : 车辆在客户节点  $i$  花费的服务时间;

$a_{ki}$ : 车辆  $k$  到达客户节点  $i$  的时间;

$p_{ki}$ : 车辆  $k$  运输客户节点  $i$  的货物时长;

$t_{ij}$ : 车辆从节点  $i$  到节点  $j$  的行驶时间;

$[e_i, l_i]$ : 客户  $i$  对车辆到达时间的期望时间窗;

$[E_i, L_i]$ : 客户  $i$  对于车辆到达时间的可容忍时间窗;

$[0, m_i]$ : 客户  $i$  对于货物运输时长的期望时间窗;

$[0, M_i]$ : 客户  $i$  对于货物运输时长的可接受时间窗;

$L_{\max}$ : 车辆完成每条配送路径的最长行驶时间限制;

$A_{ki}(a_{ki})$ : 客户  $i$  对于车辆  $k$  的到达时间满意度函数;

$P_{ki}(p_{ki})$ : 客户  $i$  对于车辆  $k$  的货物运输时长满意度函数;

$\varphi$ : 客户对车辆到达时间的最低满意度;

$\omega$ : 客户对货物运输时长的最低满意度;

$C_1$ : 平均客户对于车辆到达时间的不满意惩罚成本;

$C_2$ : 平均客户对于货物运输时长的不满意惩罚成本;

$C_3$ : 单位里程车辆运输成本;

$C_4$ : 车辆每次使用的固定损耗成本;

$x_{ij}^k$ : 当车辆  $k$  从节点  $i$  到节点  $j$  时,  $x_{ij}^k = 1$ , 否则为 0;

$\omega_1, \omega_2, \omega_3$  为相关目标函数权重.

### 1.3 车辆到达时间满意度函数

车辆配送路径问题中的硬时间窗和软时间窗均无法准确地反映出客户对于车辆到达时间的满意度变化情况.通常情况下,大多数客户期望车辆在某个特定的时间范围内到达,车辆过早或者过晚的到达均会造成客户对于车辆到达时间满意度的降低.本文采用模糊时间窗来反映客户对于车辆到达时间的满意度程度,将模糊时间窗看作关于车辆到达时间  $a_{ki}$  的凹模糊数,用模糊数的隶属度函数  $A_{ki}(a_{ki})$  表示客户对于车辆到达时间的满意度,模糊时间窗包含客户对于车辆到达时间的期望时间窗和可接受时间窗,其中客户  $i$  的期望时

间窗和可接受时间窗分别用闭区间 $[e_i, l_i]$ 和 $[E_i, L_i]$ ( $E_i < e_i < l_i < L_i$ )表示,车辆在客户期望的时间窗内到达则客户对于车辆到达时间的满意度为 100%,当车辆在客户期望时间窗之外但在可接受的时间窗之内到达,客户对于车辆到达时间的满意度随着车辆到达时间与客户期望时间窗的差值的增大而降低.为了提升车辆配送过程中的服务质量,因此确保每一个客户对于车辆到达时间的满意度不低于  $\varphi$ ,令  $E_i^* = \{a_{ki} \mid A_{ki}(a_{ki}) = \varphi, 0 < a_{ki} < e_i\}$ ,  $L_i^* = \{a_{ki} \mid A_{ki}(a_{ki}) = \varphi, a_{ki} > l_i\}$ ,则  $E_i^* = E_i + \varphi^{1/\alpha_i}(e_i - E_i)$ ,  $L_i^* = L_i - \varphi^{1/\beta_i}(L_i - l_i)$ ,此时客户对于车辆到达时间的可接受时间窗为 $[E_i^*, L_i^*]$ ( $E_i < E_i^* < L_i^* < L_i$ )处理后的客户对于车辆到达时间满意度函数和图像分别如式(1)和图 1 所示:

$$A_{ki}(a_{ki}) = \begin{cases} 1, e_i \leq a_{ki} \leq l_i, \\ \left(\frac{a_{ki} - E_i}{e_i - E_i}\right)^{\alpha_i}, E_i^* \leq a_{ki} \leq e_i, \\ \left(\frac{L_i - a_{ki}}{L_i - l_i}\right)^{\beta_i}, l_i < a_{ki} \leq L_i^*, \\ 0, a_{ki} < E_i^* \text{ 或 } a_{ki} > L_i^*, \end{cases} \quad \forall k \in K, i \in N, \quad (1)$$

其中  $\alpha_i, \beta_i$  为客户  $i$  对于车辆到达时间的满意度系数.

### 1.4 货物运输时长满意度函数

在实际的货物运输过程中,货物的质量会随着货物运输时长的增加而不断下降,因此货物运输时长也会对客户的满意度产生影响.用模糊时间窗来反映客户对于货物运输时长的满意度变化情况,用隶属度函数  $P_{ki}(p_{ki})$  表示客户对于货物运输时长的满意度,此时模糊时间窗包含客户期望货物运输时长的时间窗和可接受的货物运输时长的时间窗,其中客户  $i$  的期望时间窗和可接受时间窗分别用闭区间 $[0, m_i]$ 和 $[0, M_i]$ ( $0 < m_i < M_i$ )表示,如果货物在期望时间窗内到达则客户满意度为 100%;如果货物在期望时间窗之外但在可接受时间窗内到达,则客户对于货物运输时长的满意度随着货物运输时长的增加而不断下降.为了确保每个客户对于货物运输时长的满意度均不低于  $\omega$ ,令  $M_i^* = \{p_{ki} \mid P_{ki}(p_{ki}) = \omega, p_{ki} > m_i\}$ ,则  $M_i^* = M_i - \omega^{1/\gamma_i}(M_i - m_i)$ ,此时客户可接的货物运输时长的时间窗为 $[0, M_i^*]$ ( $0 < m_i < M_i^* < M_i$ ),处理后的客户对于货物运输时长满意度函数和图像分别如式(2)和图 2 所示:

$$P_{ki}(p_{ki}) = \begin{cases} 1, 0 < p_{ki} < m_i, \\ \left(\frac{M_i - p_{ki}}{M_i - m_i}\right)^{\gamma_i}, m_i < p_{ki} \leq M_i^*, i \in N, \\ 0, p_{ki} > M_i^* \text{ 或 } p_{ki} = 0, \end{cases} \quad (2)$$

其中  $\gamma_i$  为客户  $i$  对于货物运输时长的满意度系数.

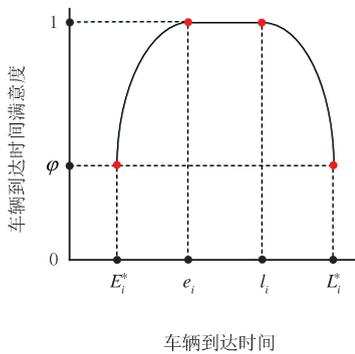


图1 车辆到达时间满意度函数

Fig.1 Vehicle arrival time satisfaction function

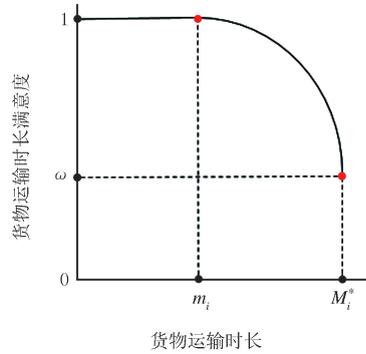


图2 货物运输时长满意度函数

Fig.2 Satisfaction function of cargo transport duration

### 1.5 数学模型构建

根据以上分析,构建的数学模型如下:

$$\max Z_1 = \frac{1}{n} \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in V} A_{ki} x_{ij}^k, \quad (3)$$

$$\max Z_2 = \frac{1}{n} \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in V} P_{ki} x_{ij}^k, \quad (4)$$

$$\min Z_3 = C_3 \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in V} d_{ij} x_{ij}^k, \quad (5)$$

$$\min Z_4 = C_4 \sum_{k \in K} \sum_{j \in N} x_{0j}^k, \quad (6)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0j}^k = 1, \forall k \in K, \quad (7)$$

$$\sum_{i \in V} x_{i0}^k = 0, \forall k \in K, \quad (8)$$

$$\sum_{i \in V} x_{i,n+1}^k = 1, \forall k \in K, \quad (9)$$

$$\sum_{j \in V} x_{n+1,j}^k = 0, \forall k \in K, \quad (10)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ii}^k = 0, \forall i \in V, \quad (11)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ji}^k = \sum_{j \in V} x_{ij}^k = 1, \forall k \in K, i \in N, \quad (12)$$

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

$$p_{ki} = \sum_{j \in V} x_{ij}^k (a_{ki} - a_{k0}), \forall k \in K, \forall i \in N, \quad (14)$$

$$\sum_{j \in V} \sum_{i \in V} x_{ij}^k q_j \leq Q, \forall k \in K, \quad (15)$$

$$\sum_{i \in V \setminus 0} x_{ij}^k [a_{ki} - (a_{ki} + t_{ij} + s_i)] = 0, \forall j \in V, \forall k \in K, \quad (16)$$

$$x_{0j}^k (a_{kj} - \max\{e_j, t_{0j}\}) = 0, \forall j \in V, \forall k \in K, \quad (17)$$

$$a_{ki} \leq L_{\max}, \forall k \in K, i \in V, \quad (18)$$

$$A_{ki} (a_{ki}) \geq \varphi \sum_{j \in V} x_{ij}^k, \forall k \in K, i \in N, \quad (19)$$

$$P_{ki} (p_{ki}) \geq \omega \sum_{j \in V} x_{ij}^k, \forall k \in K, i \in N, \quad (20)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j \in N, k \in K. \quad (21)$$

其中式(3)~(6)为目标函数,式(3)表示最大化平均客户对于车辆到达时间满意度;式(4)表示最大化平均客户对于货物运输时长满意度;式(5)为最小化车辆运输成本;式(6)为最小化车辆固定损耗成本;式(7)~(10)为车辆在起点和终点的约束,即每辆车必须从起点出发,完成配送任务后回到终点进行消毒;式(11)和式(12)确保车辆在节点处保持流守恒;式(13)确保每个客户有且仅能被服务一次;式(14)表示每个客户的货物运输时长;式(15)表示车辆容量约束;式(16)、(17)表示车辆到达第一个客户节点以及其他客户节点的时间约束;式(18)表示车辆最长行驶时间约束;式(19)和(20)分别表示每个客户对于车辆到达时间和货物运输时长的最低满意度约束;式(21)表示决策变量为0-1变量。

## 1.6 目标函数处理

由于本文建立的为多目标优化数学模型,同时目标函数式(3)、式(4)和式(5)、式(6)之间的数量级相差较大且求解问题不统一,为了便于求解,做出以下处理:

$$\min Z_1 = \frac{\sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in V} x_{ki}^k (1 - A_{ki})}{n}, \quad (22)$$

$$\min Z_2 = \frac{\sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in V} x_{ki}^k (1 - P_{ki})}{n}, \quad (23)$$

$$\min Z = w_1 C_1 Z_1 + w_2 C_2 Z_2 + w_3 (Z_3 + Z_4), \quad (24)$$

其中式(22)表示将最大化平均客户对于车辆到达时间的满意度转化为最小化平均客户对于车辆到达时间的不满意度;式(23)表示将最大化平均客户对于货物运输时长的满意度转化为最小化平均客户对于货物运输时长的不满意度;式(24)表示本文最终处理后的目标函数,首先将目标函数式(22)和式(23)分别乘以对应的

惩罚系数使其与目标函数式(5)和式(6)的数量级保持一致,然后通过加权的方法,对目标函数式(22)、式(23)、式(5)和式(6)分别赋予权重系数  $w_1, w_2, w_3$ ,从而将本文多目标优化问题转化为单目标优化问题。

## 2 混合算法设计

遗传算法(GA)作为启发式算法能够在较短的时间内获得问题的有效解,适合求解复杂的优化问题,具有较好的全局搜索能力和鲁棒性,同时考虑到遗传算法存在依赖初始解、收敛速度较慢、容易陷入局部最优等缺点,为了改进这一问题,设计一种改进的遗传算法与大规模邻域搜索算法相结合的混合算法进行求解,具体设计过程如下。

### 2.1 改进遗传算法设计

#### 2.1.1 染色体编码及初始种群的生成

采用整数编码方式进行染色体编码,运用插入启发式算法构造初始染色体种群。用  $e$  代表配送中心可使用的车辆数,  $po$  代表种群规模,初始种群生成的具体过程如下。

随机选取一个客户节点  $j$  ( $1 \leq j \leq n$ ), 构成客户序列  $[j, \dots, n, \dots, j+1]$ , 从左到右依次遍历序列中节点并插入到车辆路径中。如果即将插入的客户节点的货物需求量  $q_i$  与当前该条车辆路径中已插入的客户节点的货物需求量之和大于  $Q$ , 则新增一条车辆路径并将当前该客户节点插入, 否则将当前客户节点插入到当前该条车辆路径中, 并按照客户期望车辆到达时间窗的下限  $e_i$  的大小确定当前客户节点的具体插入位置, 即车辆路径中的客户节点按照期望车辆到达时间窗的下限  $e_i$  的大小从左到右进行排列; 如果当前车辆路径数目为  $e$ , 则将剩余的尚未插入的客户节点全部插入到第  $e$  条车辆路径中, 如此循环操作, 直到所有的客户节点全部插入到车辆路径中为止, 此时形成  $VC$  ( $VC \leq e$ ) 条车辆路径, 分别在第 1 条到第  $VC$  车辆路径的末端加入一个 0 节点, 将第 1 条到第  $VC$  条车辆路径从左到右进行排列组成一条不完整的染色体  $cr$ , 并判断  $cr$  长度是否为  $n+e$ , 如果不是, 则在当前  $cr$  的末端加入 0 节点, 直到  $cr$  的长度为  $n+e$  时停止 0 节点的加入, 此时生成一条完整的染色体  $cr$ 。

循环上述操作, 直到生成的染色体数量为  $po$  时停止, 此时生成初始染色体种群  $Ch$ 。

#### 2.1.2 染色体解码

提取染色体中的每条车辆路径, 其中第一个 0 节点之前的所有客户节点代表第 1 条车辆行驶路径; 第  $k-1$  ( $2 \leq k \leq e$ ) 个 0 节点到第  $k$  个 0 节点之间的客户节点代表第  $k$  条车辆路径; 如果第  $k-1$  ( $2 \leq k \leq e$ ) 个 0 节点和第  $k$  个 0 节点相邻, 则表示第  $k$  条车辆路径为空路径。直到染色体中的所有车辆路径(不含空路径)提取完成。

#### 2.1.3 适应度函数设计

通过对种群中的每一个染色体  $Ch_i$  进行解码操作, 并根据式(24)求得的对应的目标函数值为  $Z_i$ , 若染色体  $Ch_i$  为不可行解时, 则对  $Z_i$  赋予一个极大数  $M$ 。由于本文目标函数为最小化问题, 故令染色体  $Ch_i$  的适应度函数值为  $f_i = 1/Z_i$ ,  $f_i$  越大则代表该染色体越接近待求解问题的最优解。

#### 2.1.4 选择操作

在选择操作的过程中采用精英保留策略、随机遍历抽样法与传统 GA 中的轮盘赌法相结合, 精英保留策略为: 在每次迭代前, 保留当前种群中前 10% 的优质染色体直接进入下一代种群中, 这样有利于提升算法的收敛速度和防止最优解的丢失。轮盘赌法的基本思想为: 染色体的适应度值越大, 在轮盘中所占的角度就越大, 被选中的概率也就越大。当需要选择出  $m_1$  个染色体时, 轮盘需要转动  $m_1$  次, 为了提升轮盘赌法的选择效率以及增加被选择出的染色体的多样性, 加入随机遍历抽样法, 即只需要一次生成  $m_1$  个等间距的指针位置, 便可选择出  $m_1$  个染色体。选择操作的具体流程如下。

首先保留前 10% 的优质染色体直接进入下一代种群; 然后计算种群中每个染色体被选中的概率  $p_i = f_i / \sum_{x=1}^{po} f_x$  以及累积概率  $P_i = \sum_{x=1}^i p_x$ , 假设此时需要选择出  $m_1$  个染色体, 则指针间距  $Ga = \sum_{i=1}^{po} f_i / m_1$ , 随机生成指针的起点位置  $St$  ( $0 \sim Ga$  之间的随机数); 最后计算各个指针的位置, 其中  $St + Ga * ii$  ( $0 \leq ii \leq m_1 - 1$  且  $ii$  为自然数) 代表第  $ii + 1$  个指针指向的位置, 直到生成  $m_1$  个指针为止, 指针所

指的位置即为被选择的染色体,此时选择出  $m_1$  个染色体. 假设种群中有 6 个染色体,此时需要选择出 5 个染色体,则在轮盘赌法的基础上采用随机遍历抽样法的选择过程如图 3 所示.

### 2.1.5 交叉操作

在染色体种群中,以一定的交叉概率对选择出的染色体进行交叉操作,本文采用一种新的交叉算子(简称随机片段交叉)进行交叉操作.下面举例说明具体交叉过程如图 4 所示:其中 1~7 为客户节点,可使用车辆数为 4.首先随机选取父代染色体 1 中的一条车辆路径(不含空路径)和父代染色体 2 中的一条车辆路径(不含空路径)进行随机片段交叉操作;然后分别将交叉片段放入染色体 1 和 2 的首端,并删除父代染色体 1 和 2 中与交叉片段相同的客户节点;最后在父代染色体 1 和 2 的末端删除 1 个 0 节点保持染色体的长度不变,此时生成两个子代染色体 1 和 2.与传统 GA 交叉方法相比,随机片段交叉最大的优点就是当两个父代染色体相同时,仍能产生新的染色体,在一定程度上能够避免迭代过程中出现“早熟”现象,有利于增加种群中染色体的多样性以及提升算法收敛速度.

### 2.1.6 变异操作

在 GA 中将经过选择和交叉操作后的染色体以较低的概率进行变异操作,类似于生物进化过程中的基因突变,因此变异的可能性较小.本文变异操作采用互换变异的方法,即随机选取 4 个客户节点基因进行两两互换,从而产生新的染色体.

## 2.2 大规模邻域搜索算法设计

LNSA 是由 SHAW<sup>[17]</sup> 首次提出的,其主要思想为:使用移除算子从当前解中移除若干点,然后使用修复算子将被破坏的解进行修复,从而希望得到更加优质的解.在该理论上结合本文所求问题,进行了相应的调整和改进,LNSA 具体求解流程如下.

### 2.2.1 移除操作

在 LNSA 中,  $ch$  表示当前染色体,  $c$  表示当前被移除的客户节点,  $C$  表示当前被移除的客户节点集合,  $s$  表示当前已经被移除的客户节点数量,  $S$  表示预先设定的被移除的客户节点总数,  $in$  表示当前移除  $s$  个客户节点后的剩余客户节点集合.初始化集合  $in = \{1, 2, \dots, n\}$ , 移除操作的具体过程如下:

首先从  $in$  中随机选取一个客户节点  $c$  并放入  $C$  中作为第一个元素,随后将  $c$  从  $in$  中删除;其次剩余的  $S - 1$  个被移除的客户节点按照以下策略进行移除:每次从  $C$  中随机选择一个客户节点  $c_1$ , 计算  $c_1$  与  $in$  中的剩余的客户节点的相关性,并且按照与  $c_1$  的相关性由大到小进行排列,从  $in$  中选择一个与  $c_1$  相关性较大的客户节点  $c$ , 将  $c$  从  $in$  中删除并且放入  $C$  中,重复该操作  $S - 1$  次,当  $C$  中的客户节点数量等于  $S$  时停止移除操作;最后将被移除的客户节点从当前  $ch$  中移除,并更新  $ch$ . 相关性计算公式如下所示:

$$R_{ij} = 1 / (D'_{ij} + V_{ij} + T'_{ij}), \forall i \in C, j \in in,$$

$$D'_{ij} = \frac{d_{ij}}{\max\{d_{ij'}\}}, \forall i \in C, \forall j, j' \in in,$$

$$T'_{ij} = \frac{|e_i - e_j|}{\max\{|e_i - e_{j'}|\}}, \forall i \in C, \forall j, j' \in in,$$

其中  $R_{ij}$  的取值范围为  $(0, 1)$ ;  $D'_{ij}$  的取值范围为  $(0, 1]$ , 表示欧式距离越近的客户节点之间的相关性就越

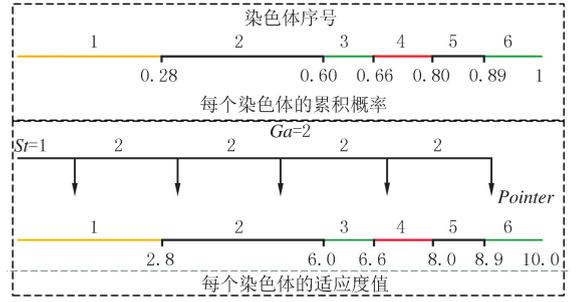


图3 随机遍历抽样法

Fig.3 Roulette and random traversal sampling



图4 随机片段交叉过程

Fig.4 Random fragment crossover process

强; $V_{ij}$  表示当节点  $i$  和  $j$  在同一条车辆路径中为 1, 否则为 0;  $T'_{ij}$  的取值范围为  $(0, 1]$ , 表示客户节点的期望车辆到达时间窗的下限差值的绝对值越小, 则客户节点之间的相关性就越强。

将  $in$  中剩余客户节点与  $c_1$  相关性按照从大到小进行排列, 如果每次移除都选择  $in$  中相关性最大的客户节点进行移除, 可能会降低客户节点移除的随机性, 因此加入随机元素  $D \times (n - s)$ , 其中  $(n - s)$  表示当前  $in$  中的客户节点数目; 当算法迭代  $Ge$  次仍未得到改进时, 则令  $D = D + X (1 \leq D \leq n - S)$ ,  $X$  和  $D$  的值可由算例规模的大小进行设定, 即  $D$  值越小, 则被移除的客户节点的相关性就越强。

### 2.2.2 修复操作

修复操作是将被移除的节点重新插回到染色体  $ch$  中, 从而希望产生更加优质的染色体. 修复操作具体如下。

首先, 提取当前  $ch$  中的每条车辆路径(不含空路径), 寻找  $C$  中的每一个客户节点的最优插入位置, 最优插入位置为: 探寻每一个客户节点在每一条车辆路径中的每一个可行的插入位置, 并记录其对应的车辆序号、插入位置以及距离增量, 距离增量为该节点插入后相比插入前车辆需要多行驶的距离, 对比每一个客户节点的所有可行的插入位置, 找出使得节点插入后距离增量最少的可行插入位置即为最优插入位置, 如果某个客户节点在当前所有的车辆路径中没有可行的插入位置, 则新增一条车辆路径, 并且计算其距离增量. 可行的插入位置为: 如果该客户节点插入某条车辆路径中的某一个位置后, 该条车辆路径同时满足以下 3 个约束: 车辆到达每个客户节点的时间不超过客户节点对于车辆到达时间的期望时间窗的上限  $L_i$ 、车辆不超过容量约束以及车辆最长行驶时间约束, 则为可行的插入位置。

然后, 对比  $C$  中所有客户节点的最优插入位置的距离增量, 采用最远插入启发式算法, 找出距离增量最大的客户节点并插回到车辆路径中, 并更新该条车辆路径和删除  $C$  中的该客户节点。

最后, 每插回一个客户节点则重新寻找  $C$  中剩余客户节点的最优插入位置, 循环上述操作直到  $C$  为空集, 随后更新染色体中的每条车辆路径, 通过删除末端 0 节点确保生成的新的染色体  $ch^{new}$  的长度为  $n + e$ . 判断经过 LNSA 处理前后染色体的目标函数值, 如果  $ch^{new}$  更优, 则更新染色体, 令  $ch = ch^{new}$ , 否则不更新。

### 2.3 其他操作

混合算法每次迭代后进行以下处理。

#### 2.3.1 删除重复的染色体

当求解的问题规模越小, 种群规模越大时, 种群中出现重复的染色体的可能性就越大, 重复的染色体过多则会影响算法的求解效率和收敛性, 因此将种群中重复的染色体进行删除是十分必要的。

#### 2.3.2 补足染色体种群

当删除种群中重复的染色体后, 随机生成新的染色体来补足种群规模, 有利于提升算法的求解效率和收敛性。

### 2.4 算法终止条件及流程图

当混合算法迭代次数达到预设的值时, 终止混合算法的运行, 求解流程如图 5 所示。

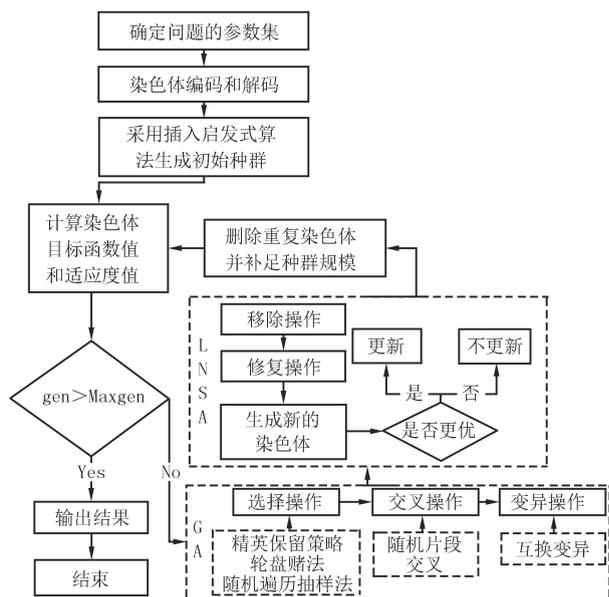


图5 混合算法求解流程图

Fig.5 Hybrid algorithm solving flowchart

### 3 仿真实验及结果分析

本文利用 MATLAB R2017b 进行编程求解,所有数据均在 Intel(R) Core(TM) i5-4200H CPU@2.80 GHz 配置的计算机上进行仿真实验,具体如下.

#### 3.1 算例选取

假设某货物配送中心的可使用车辆数为 8,向 20 个客户节点配送货物,货物配送中心、客户期望车辆到达时间窗、各个节点之间的距离均提前已知,货物配送中心的坐标为(41,40),车辆最大载重量  $Q=5$  t,车辆行驶速度为 45 km/h,其他相关参数取值为: $\alpha_i=0.3, \beta_i=0.8, \gamma_i=0.6, \varphi=0.3, \omega=0.3, C_1=100$  元,  $C_2=200$  元,  $C_3=3$  元,  $C_4=100$  元,  $\omega_1=0.3, \omega_2=0.3, \omega_3=0.4$ . 客户可接受的车辆到达时间窗  $[E_i, L_i]$  为:  $E_i=e_i-0.6, L_i=l_i+0.4$ , 客户可接受的货物运输时长的时间窗  $[0, M_i]$  为:  $M_i=m_i+0.6$ , 车辆最长行驶时间为 4 h, 客户节点坐标以及相关信息如表 1 所示.

表 1 客户节点相关信息

Tab. 1 Customer node related information

节点	坐标	$q_i/t$	$s_i/h$	$[e_i, l_i]/h$	$m_i/h$	节点	坐标	$q_i/t$	$s_i/h$	$[e_i, l_i]/h$	$m_i/h$
1	(25,35)	1.5	0.50	[0.10,0.45]	0.50	11	(23,70)	1.2	0.50	[2.00,2.30]	2.30
2	(43,63)	2.1	0.80	[0.15,0.50]	0.50	12	(49,26)	0.3	0.25	[2.50,2.85]	2.80
3	(43,51)	1.5	0.60	[0.10,0.35]	0.30	13	(51,46)	0.4	0.15	[3.00,3.50]	3.35
4	(16,26)	0.6	0.15	[0.80,1.20]	1.20	14	(64,22)	0.7	0.35	[1.10,1.40]	1.40
5	(36,56)	0.8	0.35	[0.80,1.10]	1.00	15	(28,19)	1.1	0.40	[2.00,2.35]	2.30
6	(53,75)	1.1	0.40	[1.30,1.60]	1.60	16	(26,47)	0.8	0.30	[3.00,3.30]	3.35
7	(15,10)	0.9	0.30	[1.40,1.75]	1.80	17	(52,14)	1.2	0.50	[1.70,2.00]	2.10
8	(38,71)	0.6	0.25	[1.40,1.70]	1.75	18	(36,26)	0.7	0.21	[2.80,3.10]	2.90
9	(64,68)	0.2	0.10	[2.00,2.30]	2.35	19	(61,52)	0.7	0.30	[2.40,2.80]	2.90
10	(51,38)	0.8	0.25	[0.10,0.30]	0.30	20	(62,34)	0.9	0.40	[0.50,0.70]	0.70

#### 3.2 遗传算法求解结果

根据构建的 VRPCCS 数学模型,GA 相关参数设置为:选择代沟、交叉和变异概率分别为 0.9、0.9、0.1,种群规模和最大迭代次数分别为 100、100.由图 6 可得传统遗传算法求得的最优车辆配送路径为 7 条,分别为  $0 \rightarrow 5 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 13 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 20 \rightarrow 14 \rightarrow 17 \rightarrow 12 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 3 \rightarrow 15 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 6 \rightarrow 19 \rightarrow 18 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 10 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 2 \rightarrow 11 \rightarrow 16 \rightarrow 0$ , 平均客户对于车辆到达时间满意度和货物运输时长的满意度分别为 94.15%、97.15%, 平均客户满意度为 95.65%, 车辆总行驶路程为 545.35 km, 求解结果如表 2 所示.

#### 3.3 混合算法求解结果

在上述 GA 相关参数设置的基础上,LNSA 的相关参数设置为:移除的客户节点总数,随机元素中的参数和分别取值为 1、1,预设的次数  $Ge=5$ .由图 7 可得混合算法求得的最优车辆配送路径为 5 条,分别为:  $0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 11 \rightarrow 16 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 20 \rightarrow 14 \rightarrow 17 \rightarrow 12 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 9 \rightarrow 19 \rightarrow 13 \rightarrow 0; 0 \rightarrow 10 \rightarrow 5 \rightarrow 15 \rightarrow 18 \rightarrow 0$ , 平均客户对于车辆到达时间满意度和货物运输时长的满意度分别为 99.87%、97.15%, 平均客户满意度为 98.51%, 车辆总行驶路程为 436.25 km, 求解结果如表 2 所示.

表 2 算法优化结果对比

Tab. 2 Comparison of algorithm optimization results

算法	目标函数值	车辆固定损耗成本/元	运输成本/元	平均车辆到达时间满意度/%	平均货物运输时长满意度/%	平均客户满意度/%
遗传算法	937.89	700	1 636.05	94.15	97.15	95.65
混合算法	725.25	500	1 308.75	99.87	97.15	98.51

注:以上数据仅保留两位小数(四舍五入).

### 3.4 结果对比分析

通过对每种算法重复 5 次仿真实验,输出其中最优的车辆行驶路线图分别如图 6、图 7 所示.对应的算法迭代图分别如图 8、图 9 所示,求得的算法最优值分别为 937.89 元、725.25 元.

由图 8 和图 9 对比可知,与传统遗传算法相比,混合算法在求解考虑客户满意度的物流配送路径问题中表现出较优的求解性能.在求解过程中,传统遗传算法在 72 代开始收敛,混合算法在 34 代收敛.在求解中期,传统遗传算法就已陷入局部最优且难以跳出,而本文设计的混合算法以其极强的局部搜索能力在求解前中期就已经大概率求得了问题的最优解.

通过分析进一步表明,一方面,传统遗传算法在初始种群生成的过程中,虽然随机生成初始解以保持染色体的多样性,但是种群中染色体的适应度值普遍偏低,甚至部分染色体为不可行解,从而导致了算法的寻优能力下降,也更容易过早地陷入局部最优;而在生成初始种群的过程中,加入插入启发式算法并保持节点插入的随机性,使得初始种群的染色体质量得到了有效提升,不仅保证了种群中染色体的多样性,而且有利于提升算法的收敛速度.另一方面,在选择操作的过程中,加入随机遍历抽样法和精英保留策略提升了算法在求解过程中的扰动机制,有利于降低算法陷入局部最优的概率,同时较为优质的染色体得到了保留,不仅增加了种群染色体的多样性,而且使得算法在迭代的过程中收敛于一个较好的最优解;在交叉的过程中采用随机片段交叉,有利于降低种群中重复染色体的数量并提升算法的收敛速度.

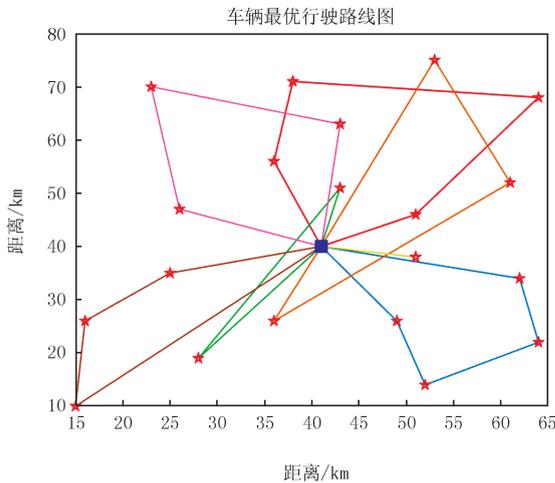


图6 遗传算法配送路径图

Fig. 6 Genetic algorithm distribution path graph

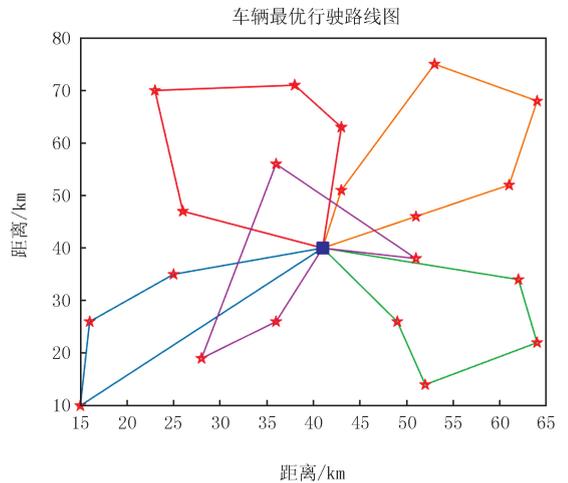


图7 混合算法配送路径图

Fig. 7 Hybrid algorithm distribution path graph

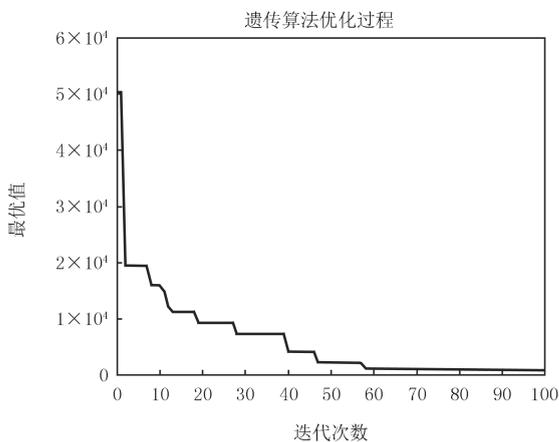


图8 传统遗传算法迭代图

Fig. 8 Genetic Algorithm iteration graph

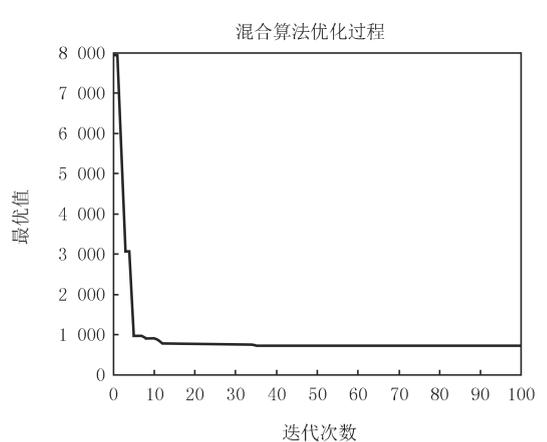


图9 混合算法迭代图

Fig. 9 Hybrid Algorithm iteration graph

将改进的遗传算法与大规模邻域搜索算法进行混合求解,有效地提升传统遗传算法的局部搜索能力以

及陷入局部最优的概率,使得算法能够在较短的时间内获得高质量的解.因此可以表明本文加入的 GA 改进策略和 LNSA 能够有效地解决 GA 陷入局部最优、收敛速度较慢等问题,并且设计的混合算法在求解 VR-PCCS 数学模型上具有更优的表现.

由表 2 可知,通过上述算例与传统遗传算法求解结果进行对比,本文设计的混合算法的优点主要表现在以下两个方面:

1)相比传统遗传算法,本文设计的混合算法求得的目标函数值质量提升了 22.67%,车辆运输成本和固定损耗成本分别降低了 20.00%、28.57%,车辆使用数量降低了 28.57%,对于物流运输公司而言,车辆使用数以及行驶路程的减少,可以有效提高车辆在物流配送过程中的使用率,降低车辆的空载率;

2)不仅能够有效降低物流配送成本,而且可以提升客户满意度,相比传统遗传算法,混合算法求得平均客户满意度提高了 2.86%.

随着当前客户对于物流配送服务的要求越来越高,如果物流企业仅考虑物流运输成本,而忽略提升客户满意度,势必会影响物流企业的长期发展,对于企业而言得不偿失.

## 4 结 论

针对当前物流配送路径问题中较少考虑客户满意度的情况,本文以客户对于车辆到达时间满意度、货物运输时长满意度、车辆运输成本和固定损耗成本为目标建立多目标优化模型;考虑到传统遗传算法存在的不足,设计一种混合算法来进行求解 VRPCCS 模型,通过选取算例和传统遗传算法进行对比,验证了本文构建的 VRPCCS 数学模型以及求解算法的可行性和有效性.由于本文只考虑了车辆到达时间和货物运输时长对客户满意度的影响,在实际问题中,配送人员的服务态度、不同客户的时间偏好、装卸货过程的货物损耗等因素都会影响客户满意度,可作为下一步的研究方向.

## 参 考 文 献

- [1] WANG Z W, YU J, HAO W, et al. Joint optimization of running route and scheduling for the mixed demand responsive feeder transit with time-dependent travel times[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(4): 2498-2509.
- [2] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem[J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 80-91.
- [3] CALVETE H I, GALÉ C, OLIVEROS M J, et al. A goal programming approach to vehicle routing problems with soft time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 177(3): 1720-1733.
- [4] KOVACS A A, PARRAGH S N, HARTL R F. The multi-objective generalized consistent vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 247(2): 441-458.
- [5] 符卓, 刘文, 邱萌. 带软时间窗的需求依订单拆分车辆路径问题及其禁忌搜索算法[J]. *中国管理科学*, 2017, 25(5): 78-86.  
FU Z, LIU W, QIU M. A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with soft time windows and split deliveries by order[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2017, 25(5): 78-86.
- [6] 范静. 考虑客户满意度的同时收发车辆路径问题[J]. *运筹与管理*, 2011, 20(1): 60-64.  
FAN J. The vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery considering customer satisfaction[J]. *Operations Research and Management Science*, 2011, 20(1): 60-64.
- [7] 李得成, 陈彦如, 张宗成. 基于分支定价算法的电动车与燃油车混合车辆路径问题研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(4): 995-1009.  
LI D C, CHEN Y R, ZHANG Z C. A branch-and-price algorithm for electric vehicle routing problem with time windows and mixed fleet[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2021, 41(4): 995-1009.
- [8] 王奕璇, 陈荔, 王涛. 低碳下带时间窗的冷藏药品路径优化[J]. *科技和产业*, 2017, 17(2): 83-87.  
WANG Y X, CHEN L, WANG T. Vehicle routing optimization with time windows of refrigerated drug in low-carbon economy[J]. *Science Technology and Industry*, 2017, 17(2): 83-87.
- [9] 葛显龙, 辜羽洁, 谭柏川. 基于第三方带软时间窗约束的车辆路径问题研究[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(3): 689-693.  
GE X L, GU Y J, TAN B C. Research on vehicle routing problem with soft time window based on the third party logistics[J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(3): 689-693.
- [10] BRUGLIERI M, MANCINI S, PEZZELLA F, et al. A three-phase matheuristic for the time-effective electric vehicle routing problem with partial recharges[J]. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 2017, 58: 95-102.
- [11] 倪霖, 刘凯朋, 涂志刚. 考虑同时取送货的城市快递共同配送路径优化[J]. *重庆大学学报*, 2017, 40(10): 30-39.

- NI L, LIU K P, TU Z G. Optimization on vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery for urban express joint distribution [J]. Journal of Chongqing University, 2017, 40(10): 30-39.
- [12] 任腾, 罗天羽, 谷智华, 等. 考虑同时取送货的城市物流共同配送路径优化[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(11): 3523-3534.  
REN T, LUO T Y, GU Z H, et al. Optimization of urban logistics co-distribution path considering simultaneous pickup and delivery[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(11): 3523-3534.
- [13] AGHEZZAF E H, ZHONG Y Q, RAA B, et al. Analysis of the single-vehicle cyclic inventory routing problem[J]. International Journal of Systems Science, 2012, 43(11): 2040-2049.
- [14] 王征, 张俊, 王旭坪. 多车场带时间窗车辆路径问题的变邻域搜索算法[J]. 中国管理科学, 2011, 19(2): 99-109.  
WANG Z, ZHANG J, WANG X P. A modified variable neighborhood search algorithm for the multi depot vehicle routing problem with time windows[J]. Chinese Journal of Management Science, 2011, 19(2): 99-109.
- [15] WANG Y, LI Q, GUAN X Y, et al. Collaborative multi-depot pickup and delivery vehicle routing problem with split loads and time windows[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 231: 107412.
- [16] 潘立军, 符卓. 求解带时间窗取送货问题的遗传算法[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(1): 120-126.  
PAN L J, FU Z. Genetic algorithm for the pickup and delivery problem with time windows[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(1): 120-126.
- [17] SHAW P. Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems[M]. Berlin: Springer, 1998: 417-431.

## Research on vehicle path optimization and its algorithm considering customer satisfaction

Luo Mingliang, Yuan Pengcheng

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** In view of the fact that customer satisfaction is seldom considered in the current logistics distribution path problem, this paper constructs the satisfaction function of vehicle arrival time and the satisfaction function of cargo transportation duration based on the fuzzy time window, and establishes the VRPCCS mathematical model with the goal of maximizing customer satisfaction and minimizing the total distribution cost. Considering that the traditional genetic algorithm has the shortcomings of relying on the initial solution, the convergence rate is slow, and it is easy to fall into local optimization, the hybrid algorithm combining the improved genetic algorithm and the large-scale neighborhood search algorithm is designed to solve the problem, and the feasibility and effectiveness of the model and algorithm are verified by selecting the study example and comparing it with the traditional genetic algorithm. Experimental simulation results show that the logistics distribution method that considers customer satisfaction can not only effectively improve customer satisfaction, but also reduce the distribution cost and vehicle no-load rate of logistics enterprises, which has certain reference significance for the vehicle distribution path decision of logistics enterprises.

**Keywords:** fuzzy time window; customer satisfaction; traditional genetic algorithm; hybrid algorithm

[责任编辑 陈留院 赵晓华]