

控制与决策

Control and Decision

基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题

闫芳, 彭婷婷, 申成然

引用本文:

闫芳, 彭婷婷, 申成然. 基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题[J]. *控制与决策*, 2021, 36(10): 2504–2510.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0073>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

离散蝙蝠算法在三阶段装配流水线调度问题的应用

Discrete bat algorithm in three-stage assembly flowshop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(9): 2267–2278 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0054>

基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization

控制与决策. 2021, 36(6): 1397–1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

基于波段影像统计信息量加权K-means聚类的高光谱影像分类

Algorithm based on band statistical information weighted K-means for hyperspectral image classification

控制与决策. 2021, 36(5): 1119–1126 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1516>

考虑效率和公平的跨区域协同应急救援路径选择

Routing optimization of cross-regional collaborative emergency rescue considering efficiency and fairness

控制与决策. 2021, 36(2): 483–490 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0919>

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>

基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题

闫芳[†], 彭婷婷, 申成然

(重庆交通大学 经济与管理学院, 重庆 400074)

摘要: 选址-路径问题是供应链管理和物流系统规划中的一个重要问题,对总成本具有十分重要的影响. 对考虑配送中心容积约束的带时间窗的选址-路径问题进行研究,建立以总成本最小和客户满意度最大为目标的多目标规划模型,提出两阶段算法对其进行求解. 首先,利用 k -means 聚类算法确定配送中心选址;然后,提出一种基于时间-空间双因素的客户划分方法以确定配送中心所服务客户;最后,利用粒子群算法对各配送中心的配送路径进行规划. 数值算例表明,所提出的算法较其他已有算法,均能有效地降低物流运作总成本及总配送路径长度,为解决带容积约束及时间窗的选址-路径问题提供了一种新的解决思路.

关键词: 选址-路径问题; 容积约束; 时间窗; 时空聚类算法; k -means; 粒子群算法

中图分类号: F224

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0073

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 闫芳,彭婷婷,申成然. 基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2504-2510.

Time-space cluster based location-routing problem with capacitate constraints

YAN Fang[†], PENG Ting-ting, SHEN Cheng-ran

(School of Economics and Management, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Location-routing is an important problem in supply chain management and logistic systems. This paper studies the location-routing problem with time windows with the consideration of the distribution centers capacitate constraints. It establishes a multi-objective programming model to minimize the total cost and maximize the customer satisfaction, and proposes a two-stage algorithm to solve the proposed model. Firstly, the k -means clustering algorithm is used to determine the location of distribution centers, and then a time-space two-factor customer division method is proposed to determine the customers served by the chosen distribution center. Finally, the particle swarm algorithm is used to optimize the vehicle routings of each distribution center. Numerical examples illustrate that the proposed algorithm can effectively reduce the total cost of logistics operation and the total distribution routing length compared with other existing algorithms, providing a new solution to the location-routing problem with capacitate constraint and time windows.

Keywords: location-routing problem; capacitate constraints; time windows; time-space cluster; k -means; particle swarm algorithm

0 引言

带时间窗的选址-路径问题(location routing problem with time windows, LRPTW)是物流研究领域的一个经典问题,它结合了物流系统中配送中心选址问题与车辆路径问题两个关键部分. 配送中心选址问题是一个中长期战略,作为物流活动的枢纽直接影响整个系统规划,它与客户位置、配送路线安排之间存在相互依赖关系,如果在选址时忽略路

径规划会增加物流配送系统的成本;车辆配送的具体线路是一个短期操作层决策,但短期决策最终会影响客户满意度,并对总运营成本产生影响. 两者的结合虽然会增加问题研究的难度,但可以有效避免因单独决策而得到局部最优解,有利于减少总成本^[1]. 多年来众多学者对此进行了研究,如王道平等^[1],石兆等^[2]考虑车辆容量、时间窗等约束对客户进行聚类分析,确定配送中心的最佳位置与客户服务群,然后

收稿日期: 2020-01-16; 修回日期: 2020-06-26.

基金项目: 教育部人文社科一般项目(19YJC630198); 中国博士后基金面上项目(2019M653345); 重庆市科委基础与前沿研究计划项目(cstc2014jcyjA20014).

责任编辑: 樊治平.

[†]通讯作者. E-mail: yanfang@cqjtu.edu.cn.

利用智能算法进行求解. 带时间窗的具有容积约束的选址-路径问题 (capacitated location routing problem with time windows, CLRPTW) 是对 LRPTW 问题研究的扩展, 国外相关算法研究主要集中在利用启发式算法^[3-6]和智能算法^[7-8]等对此类问题的求解, 大多以最小化总成本或最短路径为目标, 没有考虑到客户满意度. 然而, 在如今竞争激烈的市场环境下, 客户满意度越来越成为众多企业关注的重点, 而目前国内关于 CLRPTW 的研究相对较少^[9], 罗耀波等利用两阶段模拟退火法^[10]和改进混合遗传算法^[11]对 CLRPTW 问题进行了求解. 本文设计一种基于 k -means 考虑客户时间-空间双因素的聚类算法解决带时间窗的具有容积约束的选址-路径问题, 建立了满足客户服务水平下总成本最小的多目标模型, 并运用粒子群算法对模型进行求解.

1 问题描述与建模

1.1 问题描述

已知若干候选配送中心的位置、车辆信息、容积和客户点的分布、需求量、时间窗等信息, 在满足配送中心容积约束及车辆负载限制的前提下, 从候选配送中心进行选址并确定配送中心服务客户, 车辆从选定配送中心出发, 每位客户仅被服务一次, 在满足客户需求和时间窗限制下使总成本最小.

1.2 数学模型

本文主要考虑以下几个假设:

- 1) 客户和候选配送中心分布已知, 客户的需求量可以预测且在一定时间内保持不变;
- 2) 客户需求是不可拆分的, 每位客户仅有一辆车为其服务;
- 3) 客户仅被唯一配送中心服务;
- 4) 车辆从配送中心出发完成任务后返回配送中心.

1.2.1 决策变量

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 从客户 } i \text{ 行驶到客户 } j; \\ 0, & \text{否则.} \end{cases}$$

$$y_i^k = \begin{cases} 1, & \text{客户 } i \text{ 由车辆 } k \text{ 服务;} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases}$$

$$Z_h = \begin{cases} 1, & \text{开设配送中心 } h; \\ 0, & \text{否则.} \end{cases}$$

$$t_i^k = \begin{cases} t_i^k \geq 0, y_i^k = 1; \\ t_i^k = M, y_i^k = 0; \end{cases} \quad \forall i \in C, k \in K.$$

1.2.2 符号说明

C 表示配送的客户集 $\{i | i = 1, 2, \dots, n\}$; H 表示配送中心集 $\{h | h = 1, 2, \dots, m\}$; C_H 表示配送中心和客户点构成的集合, 即 $C_H = C \cup H$; ϖ 表示备选配送中心服务年限; ρ 表示每年客户服务次数; O 表示配送中心容积; K 表示车辆集 $\{k | k = 1, 2, \dots, g\}$; I_h 表示配送中心 h 的固定建设费; F_k 表示车辆 k 的启动成本; M_k 表示车辆 k 的单位运输成本; d_{ij} 表示客户 i 到 j 的距离; Q^k 表示车辆 k 的负载约束; D_i 表示客户 i 的需求量; t_{ij}^k 表示车辆 k 从客户 i 到客户 j 的行驶时间; t_i^k 表示车辆 k 到达客户点 i 的时间; S_k 表示车辆 k 服务客户点的集合; $|S_k|$ 表示车辆 k 服务客户点的数量; ET_i 表示客户期望的最早开始服务时间; LT_i 表示客户期望的最晚开始服务时间; α_1 表示车辆在 LT_i 前对客户 i 进行服务的单位时间惩罚系数; α_2 表示车辆在 LT_i 后对客户 i 进行服务的单位时间惩罚系数; E_i 表示客户 i 可容忍的最早开始服务时间; L_i 表示客户 i 可容忍的最晚开始服务时间.

1.2.3 模型建立

本文以总成本最小和客户满意度最大为目标建立优化模型, 即

$$\min z = BC + TC + PC, \quad (1)$$

$$\max \frac{1}{n} \sum_{i \in C} \mu_i(t_i). \quad (2)$$

$$BC = \frac{1}{\varpi} \sum_{h \in H} I_h Z_h, \quad (3)$$

$$TC = \rho \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} \sum_{k \in K} M_k d_{ij} x_{ij}^k + \rho \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} \sum_{k \in K} F_k x_{ij}^k, \quad (4)$$

$$PC = \rho \sum_{i \in C} \sum_{k \in K} \alpha_1 D_i \max\{ET_i - t_i^k, 0\} + \rho \sum_{i \in C} \sum_{k \in K} \alpha_2 D_i \max\{t_i^k - LT_i, 0\}. \quad (5)$$

BC 为配送中心折旧成本; TC 由运输成本和车辆启动成本组成; PC 为配送车辆未满足客户时间窗要求的提前或延后的惩罚成本.

约束条件为

$$\sum_{i \in C} D_i y_i^k \leq Q^k, \quad \forall k \in K; \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} y_i^k = 1, \quad \forall i \in C; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in C} \sum_{j \in C} x_{ij}^k = |S_k| - 1, \quad \forall k \in K; \quad (8)$$

$$\sum_{i \in C_H} x_{ij}^k - \sum_{i \in C_H} x_{ji}^k = 0, \forall k \in K, \forall j \in C; \quad (9)$$

$$\sum_{i \in C} \sum_{j \in C} x_{ij}^k = \sum_{j \in C} \sum_{i \in C} x_{ji}^k = 1, \forall k \in K; \quad (10)$$

$$\sum_{i \in C_H} D_i Z_h \leq O, \forall h \in H; \quad (11)$$

$$\mu_i(t_i) = \begin{cases} 0, & t_i \leq E_i; \\ \frac{t_i - E_i}{ET_i - E_i}, & E_i < t_i \leq ET_i; \\ 1, & ET_i < t_i \leq LT_i; \\ \frac{L_i - t_i}{L_i - LT_i}, & LT_i < t_i \leq L_i; \\ 0, & L_i < t_i. \end{cases} \quad (12)$$

式(1)表示以最小化总成本为目标,由配送中心折旧成本、配送成本、车辆启动成本及违反时间窗的惩罚成本组成;式(2)表示以最大化客户平均满意度为目标;式(6)表示车辆负载约束;式(7)表示每位客户有且仅被一辆车服务;式(8)表示消除子回路;式(9)表示车辆服务完客户后必须离开;式(10)表示每位客户有且仅被一辆车服务;式(11)表示配送中心容积约束;式(12)表示客户满意度隶属函数。

2 算法设计

由于CLRPTW为多配送中心路径问题,为了降低其求解难度,本文提出一种基于k-means的考虑客户时间-空间的聚类算法,将多中心路径问题转化为单中心路径问题进行求解。首先利用k-means聚类算法进行配送中心选址,然后利用本文设计的考虑客户时间-空间双因素算法确定配送中心服务客户,最后利用粒子群算法进行路径优化。具体算法步骤及流程如图1所示。

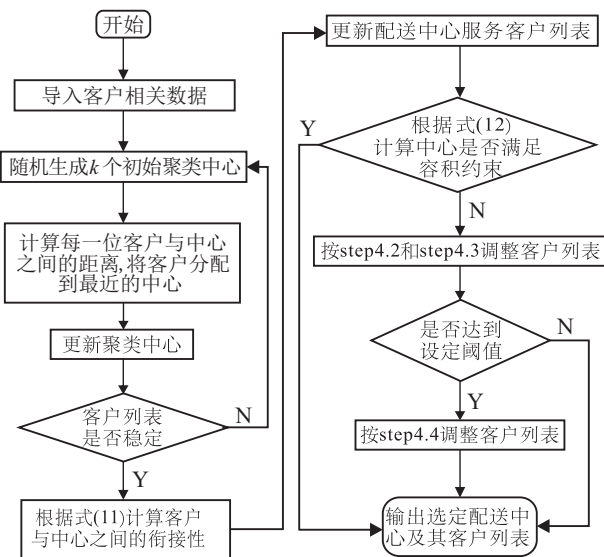


图1 算法流程

2.1 算法过程描述

step 1: 形成初始分配: 运用k-means聚类算法确定配送中心选址,依次将各客户点划分至距其最近的配送中心,形成初始聚类。

step 1.1: 导入客户相关信息;

step 1.2: 随机生成k个初始聚类中心,聚类中心个数为 $k = \left\lceil \sum_{i \in C} D_i / O \right\rceil$;

step 1.3: 计算客户到聚类中心的距离,将客户分配至距其最近的配送中心;

step 1.4: 更新聚类中心客户列表;

step 1.5: 检查更新后的聚类中心客户列表是否改变;

step 1.6: 如果客户列表不变,输出中心及其初始分配客户列表,否则返回step 1.2。

step 2: 计算客户之间的时间-空间衔接性,假设客户点i的时间窗为 $[ET_i, LT_i]$, 客户点j的时间窗为 $[ET_j, LT_j]$, 在客户点i处的服务时长为 f_i , 由客户点i到客户点j的行驶时间为 t_{ij} , 则客户之间的时间-空间衔接指标 χ_{ij} 为

$$\chi_{ij} = \begin{cases} 1, & ET_i + f_i + t_{ij} \leq LT_j; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

当 $\chi_{ij} = 1$ 时,说明客户i与客户j具有衔接性。

step 3: 计算客户g与任意配送中心h的时间-空间距离(时空距离^[12])指标^[13] γ_{ih} , 并做比较。

$$\gamma_{gh} = \frac{\sum_{t,j \in C} \chi_{ij}}{N_h D_{gh}}, h \in H. \quad (14)$$

其中: N_h 为配送中心h内的客户数量, D_{gh} 为客户g与配送中心h的距离。比较 γ_{gh} , 客户被 γ_{gh} 最大的配送中心服务。

step 4: 检查配送中心容积约束,调整配送中心服务客户列表。

$$Y_h = \begin{cases} 1, & \frac{\sum_{i \in C_H} D_i Z_h}{O} \leq 1, h \in H. \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

如果 $Y_h = 0$ 即配送中心客户需求量之和超出该配送中心容积上限,则计算该配送中心客户i的时空距离指标与次小时空距离指标 $\gamma_{ih'}$ 之比

$$\varphi_i = \frac{\gamma_{ih}}{\gamma_{ih'}}. \quad (16)$$

对配送中心服务客户列表按以下步骤进行调整。

step 4.1: 当 $\varphi_i = 0$ 时,令 $xxx = M$, 其中M为足够大数,即该客户与次配送中心没有时空衔接性,再

对 φ_i 进行升序排列;

step 4.2: 将 φ_i 最小的客户划分至次配送中心;

step 4.3: 若所有配送中心均满足容积约束, 则输出配送中心及其服务客户列表, 当客户调整次数大于设定阈值 θ 时进入 step 4.4;

step 4.4: 计算所有配送中心容积, 将不满足容积约束的配送中心内时空距离最小的客户划分至次配送中心, 再将需求量大于等于次配送中心超出容积量且时空距离最小的客户放至该客户的次配送中心, 直

到所有配送中心满足容积约束, 算法结束.

假设 3 个配送中心容积上限皆为 80, 如图 2(a) 所示, 3 个配送中心目前客户总需求量分别为 77, 75 和 86, 此时配送中心 3 超出容积上限. 按本文设计算法 step 4.4 规则, 将配送中心 3 内需求量大于等于 6 且时空距离指标最小的客户 10 划分至次配送中心 1, 再将配送中心 1 中需求量大于等于 3 且时空距离指标最小的客户 3 划分至该次配送中心 2, 客户列表调整后如图 2(b) 所示, 所有配送中心均满足容积上限.

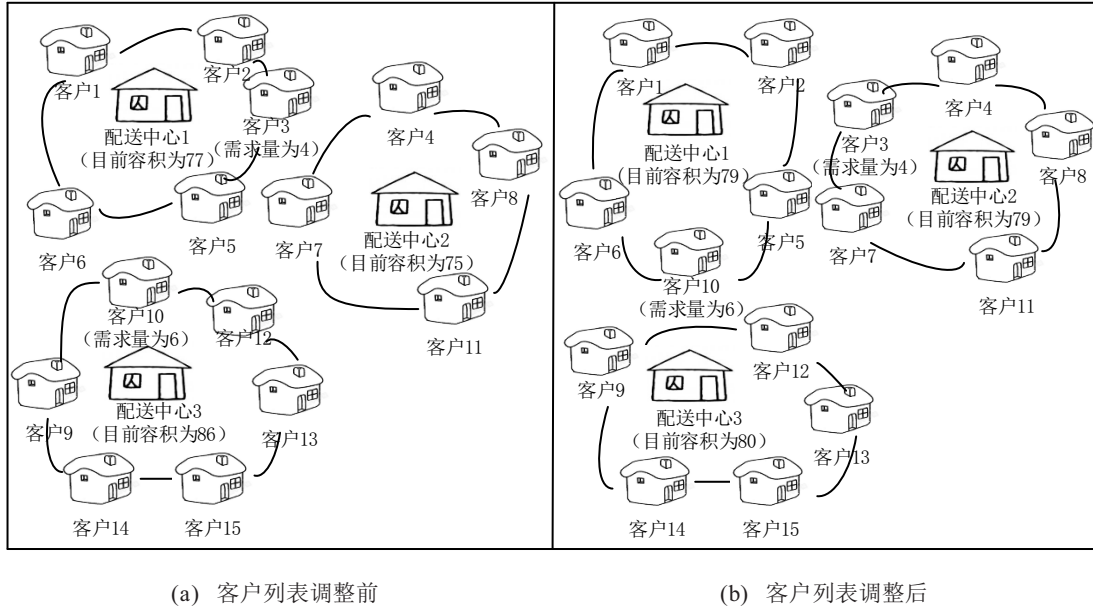


图 2 配送中心客户列表调整规则

2.2 粒子群算法

为计算选定配送中心服务客户的最优配送路径, 本文采用粒子群算法进行求解. 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是模拟鸟类寻找食物而设计的一种算法^[14]. 在 PSO 中, 每个粒子都代表一个解, 粒子具有两种属性: 速度向量和位置向量, 速度代表粒子移动的快慢和方向. 所有粒子都由一个被优化的函数来决定适应度.

本文的主要内容在于设计一种对客户时间-空间进行聚类的算法, 将利用经典的粒子群算法解决带时间窗的车辆路径问题.

2.2.1 解的构造

如何使构造解与 PSO 算法中的粒子对应起来是实现算法的重要环节之一, 本文借鉴文献 [15] 的构造方法, 构造一个 $2L$ 维向量矩阵解决有 L 个客户的时间窗的车辆路径问题. 在本文中, 两个向量用于表示一个解决方案. 第 1 个向量被称为车辆, 第 2 个向量称为排序向量. 每个客户点对应两维: 服务该客户的车辆编号 k , k 车辆中的客户服务次序 r . 为了表达清

晰和计算方便, 将每个粒子的 $2L$ 维向量分为 2 个 L 维向量: X_v (表示服务客户的车辆编号) 和 X_r (表示客户在 k 车辆的服务次序), 编码描述如下.

例如, 在 VRPTW 问题中有 8 个客户, 3 辆车完成服务所有客户的任务.

客户编号:	1	2	3	4	5	6	7	8
X_v :	1	2	1	1	2	3	3	3
X_r :	2	1	1	3	2	1	3	2

由于假设所有车辆完成任务后返回配送中心, 设配送中心编号为 0, 则相应的行驶路径为:

- 车辆 1: 0—3—1—4—0
- 车辆 2: 0—2—5—0
- 车辆 3: 0—6—8—7—0

2.2.2 适应值函数设计

为了降低算法设计的复杂度, 便于求解, 本文将多目标模型转换为单目标优化问题, 由目标函数 (1) 及约束条件 (6) 和 (12) 设计的适应值函数为

$$\min z = BC + TC + PC + \beta \sum_{k \in K} \max \left\{ \sum_{i \in C} D_i y_i^k - Q^k, 0 \right\}. \quad (17)$$

β 为车辆超载的惩罚,是一个无穷大的正数^[16],对于超载或者违反时间窗的不可行粒子进行惩罚,决策者可根据自身需求决定惩罚系数的大小,淘汰不可行解^[17].为保证客户满意度保持在一个较高水平,论文设置最低平均客户满意度 $\lambda \geq 7$.

2.2.3 算法步骤

VRPTW的PSO算法过程^[17]如下:

step 1: 初始化粒子群.

step 1.1: 随机选择一个客户初始化为车辆的第1个客户.

step 1.2: 检查是否存在一个未被车辆服务的客户.如果没有,则进入step 1.3,否则计算并选择

$$R_i = \alpha_1 \frac{c_i - c_{\min}}{c_{\max} - c_{\min}} + \alpha_2(1 - L_i(t_i)) \quad (18)$$

最小的客户,将该客户插入路径,并标记未被服务的客户,具体参数含义见文献^[17]中式(21).

step 1.3: 检查每个客户是否都被服务,如果是,则初始化结束,否则,返回step 1.1.

step 2: 更新粒子的速度和位置.

解码每个粒子为一条路径,计算每个粒子的适应值,找到每个粒子的个体最优解pbest和所有粒子的全局最优解gbest,根据公式更新每个粒子的位置和速度.

PSO速度和位置更新公式为

$$v_i = wv_i + c_1 \text{rand}()(\text{pbest}_i - x_i) + c_2 \text{rand}()(\text{gbest}_i - x_i), \quad (19)$$

$$x_i = x_i + v_i. \quad (20)$$

其中: v_i 为粒子的速度; x_i 为粒子的位置; $\text{rand}()$ 为介于(0,1)之间的随机数; c_1 和 c_2 为学习因子; w 为惯性因子,由于其值较大时,全局寻优能力强,局部寻优能力弱,动态 w 具有更好的寻优效果.因此,本文采用线性递减权重策略

$$w^k = \frac{(w_{\text{ini}} - w_{\text{end}})(K_{\text{max}} - k)}{K_{\text{max}}} + w_{\text{end}}. \quad (21)$$

其中: K_{max} 为PSO算法设置的最大迭代次数, w_{ini} 为初始惯性权重, w_{end} 为终止时惯性权重, k 为当前迭代次数.

step 3: 基于车辆向量排序向量,最小的向量是编号1,第2个最小的是编号2等等.通过使用这些新的数字取代排名向量.

step 4: 如果达到终止条件,则结束,否则,返回step 2.

3 算例分析

本文利用Matlab软件编写PSO程序解决带时间窗的具有容积约束的选址-路径问题,为验证本文设

计算法的有效性,将采用两个小规模算例进行对比和一个中等规模算例进行测试.

3.1 算例1

为更好地进行对比分析,本算例客户相关数据取自于文献^[10],即有5个候选配送中心,20个客户.经优化后选择的配送中心和路由表1所示.

表1 算例1实验结果

配送中心序号	行驶路径	行驶距离/km
2	0-5-18-20-13-0-4-1-12-3-7-0	85.53
3	0-8-0-6-14-19-11-0	62.71
5	0-16-15-0-10-9-17-2-0	85.62

由表1可知,本文最终选择的配送中心为2号、3号和5号.假设配送中心计划使用20年,客户平均每天服务一次,车辆每服务一次客户行驶路径为233.86 km,其余算例数值如表2所示.

表2 算例1实验结果对比

	行驶距离 (km)	总成本 (百元)	平均客户 满意度/%	客户最低 满意度/%
文献[10] 计算结果	312.95	7747.92	100	1
本文计 算结果	233.86	6713.44	100	1

本文将所有路线开始服务时间均初始化为该条线路上第1个客户所期望的开始服务时间,如表1的3号配送中心,该条线路上客户的初始服务时间为客户8所期望的最早开始服务时间22,因此车辆从配送中心的出发时间为13.由表2分析可得,当客户满意度均为100%时,本文计算结果较文献^[10]成本降低13.35%.因此,本文所设计的基于k-means的时空聚类算法在求解结果方面表现更优.

3.2 算例2

为进一步验证本文所设计算法的有效性,将采用某地区一家物流公司的实际案例作为算例2,客户和配送中心相关数据取自于文献^[18-19],包括3个备选配送中心和30个客户.由表3可知,本文选择的配送中心为2号和3号,经优化后选择的配送中心和路线如表3所示.

表3 算例2实验结果

配送中心序号	配送线路
D2	0-29-21-10-0-15-7-20-0-19-18-8-0 0-9-25-30-0-28-24-27-0-5-6-0
D3	0-26-16-0-22-14-0-11-13-23-0 0-1-4-0-2-17-12-0-3-0

由表 4 可知,本文所设计算法经优化后的总配送距离为 164.68 km,总成本为 11 784.48 元,与文献[19]相比,距离减少了 10.34%,总成本降低了 2.77%。因此,本文设计算法在本算例中的计算中更为有效。

表 4 算例 2 实验结果对比

	距离/km	成本/元
本文	164.68	11 784.48
文献[19]	183.68	12 120.05

3.3 算例 3

为进一步验证论文的可行性,本文将采用经典 MDVRPTW 数据集作为基础数据(数据来源于 <http://neumann.hec.ca/chairedistributique/data/>)进行论文可行性测试。其中客户数量为 96 个,车辆负载为 200,有 4 个候选配送中心,车辆的行驶成本为 10 元/km,启动成本为 100 元/辆。客户的具体路线如图 3 所示。

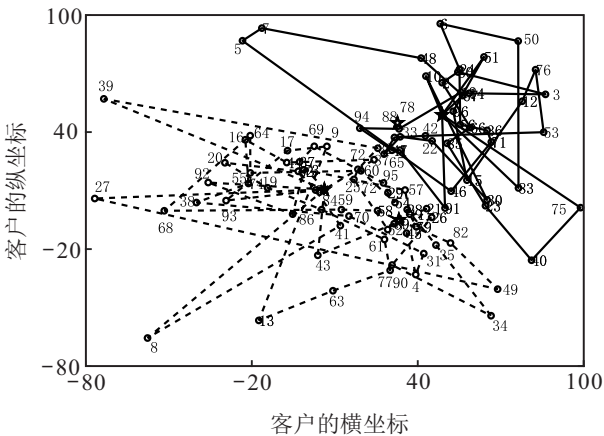


图 3 算例 3 实验结果路径

算法 3 的总成本为 80 738.87 元,总行驶路径为 2 796.84 km。上述算例表明本文设计的聚类算法仍适用于中等规模数量情况,进一步说明了本文算法的有效性。

3.4 容积灵敏度分析

为了进一步探讨配送中心规模对总成本的影响,本文对配送中心容积上限进行了灵敏度分析。在实际建设中,由于不同区域客户需求量不同,配送中心容积也不相同。当设置所有选定配送中心容积上限为 140 时,计算所得的配送中心容积分别为 140, 80 和 110。为了检验配送中心容积规模对总成本的影响,本文设置了配送中心不同容积上限,使用不同车型进行配送。实验结果如表 5 所示,随着配送中心容积变小,配送中心固定建设成本随之变小,总配送成本增加,在其他数据保持不变的前提下,总成本会减少。因此,决策者可以根据自身的需求,适当权衡配送

中心建设规模和配送成本,对配送路径进行合理的规划。如在一段时间后客户的需求量可能会出现增长,为使配送中心更好地满足客户需求,决策者可以根据目前客户需求量在建设时适当增大配送中心容积。

表 5 配送中心容积约束参数分析

配送中心 容积上限	配送中心容积			客户满 意度/%	总行驶 里程/km	车辆 数
	2号	3号	5号			
140	140	80	110	100	209.84	4
120	120	100	110	100	230.54	4
110	110	110	110	100	230.77	5

4 结 论

本文针对带有时间窗具有容积约束的选址-路径问题进行了研究,设计了一种基于 *k*-means 对客户时间-空间进行聚类的算法,在满足客户需求和时间窗偏离最小的约束下使总成本最小,建立了 CLRPTW 问题的数学模型并采用粒子群算法进行求解。数值算例结果表明,本文设计的基于 *k*-means 的时空聚类算法在解决 CLRPTW 问题上能更好地降低总成本和运输路径长度。此外,通过对配送中心容积上限参数的灵活设置可以进一步减少总成本,对决策者而言有较强的现实意义和应用价值。然而,现实应用中还有更多复杂的不确定因素,如客户的需求量,客户的重要度和道路的不确定等,将是本文后续研究方向。

参考文献(References)

[1] 王道平,徐展,杨岑.基于两阶段启发式算法的物流配送选址-路径问题研究[J].运筹与管理,2017,26(4):70-75.
(Wang D P, Xu Z, Yang C. Study on location-routing problem of logistics distribution based on two-stage heuristic algorithm[J]. Operations Research and Management Science, 2017, 26(4): 70-75.)

[2] 石兆,符卓.配送选址-多车型运输路径优化问题及求解算法[J].计算机科学,2015,42(5):245-250.
(Shi Z, Fu Z. Distribution location-routing problem of heterotypic vehicles and its algorithms[J]. Computer Science, 2015, 42(5): 245-250.)

[3] Lam M, Mittenthal J. Capacitated hierarchical clustering heuristic for multi depot location-routing problems[J]. International Journal of Logistics Research and Applications, 2013, 16(5): 433-444.

[4] Willmer E J, Linfati R, Maria G, et al. A granular variable tabu neighborhood search for the capacitated location-routing problem[J]. Transportation Research Part B, 2014, 67: 344-356.

[5] Nadizadeh A, Nasab H H. Solving the dynamic capacitated location-routing problem with fuzzy demands

- by hybrid heuristic algorithm[J]. *European Journal of Operational Research*, 2014, 238(2): 458-470.
- [6] Ghaffari-Nasab N, Jabalameli M S, Aryanezhad M B, et al. Modeling and solving the bi-objective capacitated location-routing problem with probabilistic travel times[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 67(9/10/11/12): 2007-2019.
- [7] 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.
- [8] Zarandi M H F, Hemmati A, Davari S, et al. Capacitated location-routing problem with time windows under uncertainty[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 37: 480-489.
- [9] 胡大伟, 陈希琼, 高扬. 定位-路径问题综述[J]. *交通运输工程学报*, 2018, 18(1): 111-129.
(Hu D W, Chen X Q, Gao Y. Review on location-routing problem[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2018, 18(1): 111-129.)
- [10] 罗耀波, 孙延明. 基于模糊时间窗的带容积约束选址路径问题[J]. *系统工程*, 2014, 32(1): 19-25.
(Luo Y B, Sun Y M. Capacitated location routing problem based on fuzzy time windows[J]. *Systems Engineering*, 2014, 32(1): 19-25.)
- [11] 罗耀波, 孙延明, 刘小龙. 多约束选址——路径问题的改进混合遗传算法研究[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(8): 2283-2287.
(Luo Y B, Sun Y M, Liu X L. Hybrid genetic algorithm for capacitated location-routing problem[J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(8): 2283-2287.)
- [12] 戚铭尧, 丁国祥, 周游, 等. 一种基于时空距离的带时间窗车辆路径问题算法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2011, 11(1): 85-89.
(Qi M Y, Ding G X, Zhou Y, et al. Vehicle routing problem with time windows based on spatiotemporal distance[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2011, 11(1): 85-89.)
- [13] 于滨, 靳鹏欢, 杨忠振. 两阶段启发式算法求解带时间窗的多中心车辆路径问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(8): 1793-1800.
(Yu B, Jin P H, Yang Z Z. Two-stage heuristic algorithm for multi-depot vehicle routing problem with time windows[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2012, 32(8): 1793-1800.)
- [14] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. *Micro Machine and Human Science*. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.
- [15] 李宁, 邹彤, 孙德宝. 带时间窗车辆路径问题的粒子群算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2004, 24(4): 130-135.
(Li N, Zou T, Sun D B. Particle swarm optimization algorithm for vehicle routing problem with windows[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2004, 24(4): 130-135.)
- [16] 吴勇, 叶春明, 马慧民, 等. 基于并行粒子群算法的带时间窗车辆路径问题[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(14): 223-226.
(Wu Y, Ye C M, Ma H M, et al. Parallel particle swarm optimization algorithm for vehicle routing problems with time windows[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(14): 223-226.)
- [17] Xu J P, Yan F, Li S. Vehicle routing optimization with soft time windows in a fuzzy random environment[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2011, 47(6): 1075-1091.
- [18] 钱振宇. 考虑碳排放的物流配送选址-路径问题模型及其优化方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学机械工程学院, 2018.
(Qian Z Y. Research on logistics distribution location routing problem model considering carbon emission and its optimization method[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2018.)
- [19] 赵燕伟, 钱振宇, 张景玲, 等. 考虑碳排放的选址-路径问题研究[J]. *浙江工业大学学报*, 2018, 46(5): 550-557.
(Zhao Y W, Qian Z Y, Zhang J L, et al. Research on location routing problem considering carbon emission[J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2018, 46(5): 550-557.)

作者简介

闫芳(1985—), 女, 副教授, 从事不确定理论及应用、智能算法设计及应用等研究, E-mail: yanfang@cqjtu.edu.cn;

彭婷婷(1995—), 女, 硕士生, 从事运输服务采购的研究, E-mail: PengLiFan@163.com;

申成然(1979—), 男, 副教授, 从事闭环供应链管理, E-mail: cqshenchr@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)