

控制与决策

Control and Decision

基于混合禁忌搜索算法的随机车辆路径问题

李国明, 李军华

引用本文:

李国明, 李军华. 基于混合禁忌搜索算法的随机车辆路径问题[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2161–2169.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0107>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向建材装备集团制造的分布式多项目资源调度

Distributed multi-project resource scheduling oriented to manufacturing of building materials equipment group

控制与决策. 2021, 36(9): 2133–2142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1802>

一种基于节点嵌入表示学习的社区搜索算法

Community search algorithm based on node embedding representation learning

控制与决策. 2021, 36(8): 1970–1976 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1439>

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>

基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划

Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(4): 847–856 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0839>

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>

基于混合禁忌搜索算法的随机车辆路径问题

李国明, 李军华[†]

(南昌航空大学 江西省图像处理与模式识别重点实验室, 南昌 330063)

摘要: 针对实际配送过程中客户需求、车辆服务时间随机可变, 提出带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题. 以配送车辆行驶路径为研究对象, 建立基于配送成本、时间惩罚成本、修正成本的配送车辆路径优化模型, 并提出一种混合禁忌搜索算法. 该算法将最近邻算法和禁忌搜索算法相结合, 将时间窗宽度及距离作为最近邻算法中节点选择标准; 并对禁忌搜索算法中禁忌长度等构成要素进行自适应调整, 引入自适应惩罚系数. 实验结果表明, 改进后的混合禁忌搜索算法具有较强的寻优能力、较高的鲁棒性, 同时算法所得车辆行驶路径受客户需求变动影响较小.

关键词: 随机需求; 随机服务时间; 机会约束规划; 混合禁忌搜索算法

中图分类号: TP18

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0107

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 李国明, 李军华. 基于混合禁忌搜索算法的随机车辆路径问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2161-2169.

Stochastic vehicle routing problem based on hybrid tabu search algorithm

LI Guo-ming, LI Jun-hua[†]

(Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: In view of the stochastic change of customer demand and vehicle service time in the actual distribution process, this paper proposes the vehicle routing problem with stochastic demand and stochastic service time with soft time window. Taking the distribution vehicle driving path as the research object, a distribution vehicle path optimization model based on distribution cost, time penalty cost and modified cost is established. A hybrid tabu search algorithm is proposed which combines the nearest neighbor algorithm with the tabu search algorithm, the time window width and distance are taken as the criteria for node selection in the nearest neighbor algorithm. In addition, the tabu length and other components of tabu search algorithm are adaptive adjusted, and the adaptive penalty coefficient is introduced. The experimental results show that the improved hybrid tabu search algorithm has strong optimization ability, high robustness, and the vehicle driving path obtained by the algorithm is less affected by the change of customer demand.

Keywords: stochastic demand; stochastic service time; chance-constrained programming; hybrid tabu search algorithm

0 引言

车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)是物流系统规划与设计中的关键内容,是现代大型物流配送管理研究中的热点问题. 该问题旨在配送中心根据客户的随机分布规划一条最优配送路径,配送过程中不但需要考虑每部车辆的行驶成本,还要考虑全部车辆的平均行驶成本;同时还需要考虑货物配送时间代价,合理地优化算法及各种约束条件. 随着客户需求的实时变化,高昂的配送成本使得物流企业无法支撑高效的物流配送服务. 研究者们对该问题进

行了扩展,提出了多车场车辆路径问题^[1-2]及时间依赖型车辆路径问题^[3-4]等,并针对车辆路径问题提出了相应的精确算法^[5-6]及启发式算法^[7-8]. 该问题在当前研究中可分为3个不同的角度:

1) 带时间窗的车辆路径问题.

在实际配送中,客户会对货物送达时间提出要求,这类问题称为带时间窗的车辆路径问题. Yassen等^[9]针对该问题带有时间窗约束,提出了一种自适应和声搜索算法,在搜索过程中自适应选择合适的局部搜索算法与和声搜索算法相结合. Pérez-rodríguez

收稿日期: 2020-02-04; 修回日期: 2020-04-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61440049, 61866025, 61866026); 江西省自然科学基金项目(20181BAB202025); 江西省优势科技创新团队计划项目(20181BCB24008).

责任编委: 郭戈.

[†]通讯作者. E-mail: jhlee126@126.com.

等^[10]针对该问题复杂度较高,提出了一种混合分布估计算法,使用广义Mallows分布作为概率模型来描述解空间分布.该算法寻优能力强,但计算效率较低.

2) 随机车辆路径问题.

在实际配送中,设定客户需求、车辆行驶时间、车辆服务时间等参数为随机变量,这类问题称为随机车辆路径问题. Marinak等^[11]针对该问题中客户需求随机,提出了一种改进萤火虫优化算法,并采用了预防性补货策略,防止车辆剩余容量不满足客户需求. Gauvin等^[12]针对随机车辆路径问题中客户需求随机,提出了一种分支切割定价算法,并引入禁忌搜索算法加快列的生成.该算法求解稳定且效果好,但只适用于较小规模的车辆路径问题.

3) 带时间窗的随机车辆路径问题.

在实际配送中,设定客户需求、车辆行驶时间、车辆服务时间等参数为随机变量,客户对货物送达区间提出要求,这类问题称为带时间窗的随机车辆路径问题(stochastic vehicle routing problem with time window, SVRPTW). 现阶段关于带时间窗的随机车辆路径问题,一般采用机会约束规划或两阶段带修正的随机规划. 由于带时间窗的随机车辆路径问题更符合实际配送,近年来研究者们针对该问题进行了广泛研究.

针对SVRPTW问题中客户需求的随机性, Zhang等^[13]提出了一种随机规划模型,并在模型中添加客户服务水平约束. 同时提出一种预防性补货算法,该算法求解质量高,但只适用于较小规模车辆路径问题. Salavatikhoshgholb等^[14]对预防性补货算法作了进一步改进,可有效降低修正成本. 针对SVRPTW问题中客户需求或车辆行驶时间随机, Nguyen等^[15]提出了满意度测度算法,将客户评价水平作为满意度测度标准加入模型,并将该算法与禁忌搜索启发式算法有效结合,以达到最大化客户满意度的目的.

目前,求解带时间窗的随机车辆路径问题通常只设定某一参数为随机变量,为了使所研究的问题更符合实际配送,本文同时设定客户需求和车辆服务时间为随机变量,提出带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题(vehicle routing problem with stochastic demand and stochastic service time with soft time window, VRPSDSST-STW). 针对该问题中车辆服务时间随机, Errico等^[16]提出了一种机会约束规划模型,并提出了一种分支定价切割算法,通过动态生成有效不等式来收紧下界. 针对该问题中客户需求随机及车辆服务时间随机, Goel等^[17]提出了一种随

机规划模型,将客户对车辆到达时间预期标准加入模型中,以达到最大化客户满意度及最小化配送成本的目的;同时,提出了一种新的蚁群算法,改进了信息素更新方式;并引入了一种扰动策略,以避免算法过早陷入局部最优. 本文对Goel等^[17]提出的模型进行扩展,将机会约束规划和两阶段随机规划相结合,并在模型中加入软时间窗约束. 同时,令客户需求和车辆服务时间服从正态分布.

针对VRPSDSST-STW问题规模较大、随机性较强,提出了一种改进的禁忌搜索算法. 将最近邻域搜索算法和禁忌搜索算法相结合,并对禁忌搜索算法中禁忌长度等构成要素进行改进.

本文的主要创新点在于:1) 同时设定客户需求和车辆服务时间为随机变量;在模型中添加软时间窗约束,综合考虑车辆行驶成本和客户服务水平;将机会约束规划和两阶段随机规划相结合,降低客户需求和车辆服务时间等随机变量对车辆行驶路径造成的影响,减少车辆行驶路径发生故障的次数. 2) 提出最近邻算法和禁忌搜索算法的混合算法,将时间窗宽度及距离作为最近邻算法中节点选择标准,以生成较好的初始解决方案;对禁忌搜索算法中禁忌长度、邻域结构等构成要素进行自适应调整,并引入自适应惩罚系数,以生成最优解决方案.

1 问题描述及模型建立

1.1 问题描述

在VRPSDSST-STW中,客户需求和车辆服务时间未知,且客户会对货物送达时间提出要求. 本文设定客户需求、车辆服务时间均为服从正态分布的随机变量. 配送中心规划车辆行驶路径时,需考虑客户需求变动范围及车辆服务时间.

车辆执行货物派发任务时,发现剩余容量不能满足客户实际需求,车辆则停止服务,返回配送中心重新装载货物. 车辆行驶路径发生故障会增加额外行驶成本和额外行驶时间,还会导致车辆无法准时对路径上剩余客户服务. 因此,有效降低车辆行驶路径发生故障几率是VRPSDSST-STW中的一个关键问题.

1.2 建立VRPSDSST-STW数学模型

在图论模型中,无向完全图中每个点可代表配送中心、客户所在地等,两点之间的连线可代表车辆的行驶路线. 因此,车辆路径问题可用无向完全图 $G = (N, A)$ 表示. 其中 $N = \{0, 1, \dots, n\}$ 为节点集合,0表示配送中心, $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示 n 个不同的客户点; $A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$ 为车辆行驶路线集合; $C = \{c_{ij} : i, j \in N, i \neq j\}$ 为距离集合.

在 VRPSDSST-STW 数学模型中, \tilde{q} 表示客户需求, $\tilde{\delta}$ 表示车辆服务时间. 客户需求、车辆服务时间均为服从正态分布的随机变量, 为了便于计算, 本文令 $\tilde{q} \in (u - 3\sigma, u + 3\sigma)$, $\tilde{\delta} = \lambda\tilde{q}$.

1.2.1 目标函数

带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题属于组合优化领域中的 NP-hard 问题. 现假设配送中心安排 K 辆车对货物进行派发, 客户随机分布且客户需求和车辆服务时间未知. 要求车辆准时将货物派发给客户、车辆总行驶距离最短、车辆行驶路径发生故障产生的修正成本最小. 因此, 构建目标函数如下:

$$\min f(x) = \sum_{i,j \in A} \sum_{k \in K} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} \lambda_{jk} E(D_{jk}) + g(x). \quad (1)$$

其中: c_{ij} 为客户 i 与客户 j 之间的距离; x_{ijk} 为决策变量, 车辆 k 对客户 i 服务后行驶到客户 j 对其服务, 其值为 1, 否则为 0; λ_{jk} 为车辆 k 延迟到达客户 j 的惩罚系数; $E(D_{jk})$ 为车辆 k 延迟到达客户 j 时间的期望值; $g(x)$ 为车辆行驶路径发生故障产生的总修正成本; $x_{ijk}, D_{jk}, g(x)$ 表达式如下所示:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & k_i \rightarrow k_j; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad \forall i, j \in N, \forall k \in K. \quad (2)$$

$$D_{jk} = \max\{A_{jk} - l_j, 0\}, \quad \forall j \in N, \forall k \in K. \quad (3)$$

$$g(x) = \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} (\lambda_{wjk} W_{jk} + \lambda_{dj k} P_{jk}) + \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} \Delta(E(UC_{jk})). \quad (4)$$

式(2)中: $k_i \rightarrow k_j$ 表示车辆 k 对客户 i 服务后继续对客户 j 服务. 式(3)中: A_{jk} 表示车辆 k 到达客户 j 的时间; l_j 表示客户 j 指定货物送达时间区间的右边界. 式(4)中: λ_{wjk} 表示配送中心将车辆 k 行驶路径修正后, 车辆 k 提前到达客户 j 的惩罚系数; W_{jk} 表示配送中心将车辆 k 行驶路径修正后, 车辆 k 提前到达客户 j 的时间; $\lambda_{dj k}$ 表示配送中心将车辆 k 行驶路径修正后, 车辆 k 延迟到达客户 j 的惩罚系数; P_{jk} 表示配送中心将车辆 k 行驶路径修正后, 车辆 k 延迟到达客户 j 的时间; $E(UC_{jk})$ 表示车辆 k 对客户 j 服务, 未满足客户 j 的需求量. 借鉴文献[17], $\Delta(E(UC_{jk}))$ 表达式为

$$\Delta E(UC_{jk}) = \varpi E(UC_{jk}). \quad (5)$$

$$\varpi = \begin{cases} 1.5c, & E(UC_{jk}) \leq 0.05q_j; \\ 3.0c, & 0.05q_j < E(UC_{jk}) \leq 0.1q_j; \\ 5.0c, & E(UC_{jk}) > 0.1q_j. \end{cases} \quad (6)$$

其中: c 为服从均匀分布的随机数, 本文令 $c = 1$; q_j 为客户 j 的实际需求.

1.2.2 约束函数

通常, 为了使车辆路径问题更加符合实际, 会在其数学模型中添加各种约束函数. VRPSDSST-STW 数学模型中包含软时间窗约束在内的多种约束函数, 具体如下.

1) 车辆行驶路径约束

$$\sum_{i \in N} x_{0ik} = 1, \quad \forall k \in K; \quad (7)$$

$$\sum_{j \in N} x_{j0k} = 1, \quad \forall k \in K; \quad (8)$$

$$\sum_{i \in N} x_{imk} - \sum_{j \in N} x_{mjk} = 0, \quad \forall m \in V, \forall k \in K; \quad (9)$$

$$\sum_{k \in K} y_{ki} = 1, \quad \forall i \in V. \quad (10)$$

式(7)表示配送车辆执行货物派发任务, 必须从配送中心出发. 式(8)表示配送车辆完成货物派发任务后, 必须返回配送中心. 式(9)表示配送车辆将货物派发给客户后, 必须驶离该客户点. 式(10)表示每个客户至多可被一辆车服务.

2) 容量约束. 该约束表示配送中心规划车辆行驶路径时, 需要考虑客户需求变动范围; 当车辆剩余容量满足下一客户需求的概率低于 β 时, 车辆返回配送中心, 该路径规划完成.

$$\Pr\left(\sum_{i \in N} \sum_{k \in K} \tilde{q}_i x_{ijk} \leq Q\right) \geq \beta, \quad \forall j \in V, i \neq j. \quad (11)$$

其中: $\Pr(A)$ 表示事件 A 成立的概率; \tilde{q}_i 表示客户 i 需求; Q 为车辆最大载重.

3) 软时间窗约束. 该约束表示客户会对货物送达时间提出要求, 车辆应准时到达客户点. 车辆在客户指定时间之前到达, 必须在任务点等待; 车辆在客户指定时间之后到达, 车辆可直接对客户服务, 但需给予一定的惩罚.

$$A_{ik} + w_{ik} + \tilde{\delta}_{ik} + t_{ij} = A_{jk}, \quad (12)$$

$$w_{ik} = \max\{e_i - A_{ik}, 0\}. \quad (13)$$

式(12)中: A_{ik} 表示车辆 k 到达客户 i 的时间; w_{ik} 表示车辆 k 在客户 i 处的等待时间; $\tilde{\delta}_{ik}$ 表示车辆 k 对客户 i 的服务时间; t_{ij} 表示车辆 k 从客户 i 处行驶到客户 j 处所需时间; A_{jk} 表示车辆 k 到达客户 j 的时间. 式(13)中 e_i 表示客户 i 指定货物送达时间区间的左边界.

4) 子回路消除约束. 该约束可消除车辆行驶路径中出现的不能满足条件的子回路, 即

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} x_{ijk} \leq |S_k|, \forall k \in K, \quad (14)$$

其中 $|S_k|$ 表示车辆 k 行驶路径上客户总数(包括配送中心).

2 VRPSDSST-STW所用算法

在VRPSDSST-STW中,客户需求和服务时间均为服从正态分布的随机变量,计算复杂度较高,运用传统算法解决该问题效果较差.

禁忌搜索算法(tabu search algorithm, TS)是一种随机启发式搜索算法,通过在当前解邻域内进行局部搜索产生新的可行解,是对人脑思考过程的一种模拟. TS算法的性能取决于初始解的构造、禁忌长度的设置、不可行解的处理和邻域结构. 由文献[18-20]可知,禁忌搜索算法能有效解决车辆路径问题,且效果较好.

2.1 IHTS算法设计

本文采用了一种改进的混合禁忌搜索算法(improved hybrid tabu search algorithm, IHTS),将最近邻算法和禁忌搜索算法相结合,对最近邻算法中选择标准进行了改进,将时间窗宽度及距离作为节点选择标准;并对禁忌搜索算法中禁忌长度、邻域结构等构成要素进行了调整,还引入了自适应惩罚系数.

2.1.1 初始解

本文引入了最近邻算法生成初始解,构造初始车辆行驶路径时,以配送中心为初始节点. 选择下一节点时,优先考虑使SC最小的客户;若该客户未被分配到其他路径且符合容量约束等条件,则将该客户插入路径,并更新路径状态. 若当前路径客户总需求违反容量约束,则创建新路径. 借鉴文献[21],SC表达式如下所示:

$$SC = A(l_j - e_j) - c_{ij}. \quad (15)$$

其中: e_j 和 l_j 表示客户 j 指定货物送达时间区间的左右边界, c_{ij} 表示客户 j 与当前节点 i 之间的距离, A 表示权重系数. 客户的时间窗区间范围越小且与当前节点距离越远,则SC越小,客户被选作下一节点的优先级越高.

改进后的最近邻算法具体流程如算法1所示.

算法1 最近邻算法.

输入:客户数量 n ,客户位置,客户指定货物送达时间区间 (e, l) ,车辆最大容量 Q ;

输出:初始解 s .

- 1) 初始化
- 2) 将客户需求确定化,使其等于期望值

3) while 存在客户未被分配 do

4) 初始化配送中心为当前节点 i

5) while 满足容量约束 do

6) 选择未分配客户 j 使SC最小

7) if 客户 j 满足时间窗约束

8) 将客户 j 插入路径

9) 令客户 j 为当前节点 i ,并更新路径信息

10) else

11) 找出满足时间窗约束的客户集

12) 在客户集中选择未分配客户 k 使SC最

小

13) 将客户 k 插入路径

14) 令客户 k 为当前节点 i ,并更新路径信息

15) end if

16) end while

17) 创建新路径

18) end while

19) 输出初始解

2.1.2 自适应禁忌长度

禁忌长度指禁忌对象被禁忌的步长,会随着迭代次数的增多而变短,当禁忌长度变为零时,禁忌对象可从禁忌表中释放.

禁忌长度设置过短,算法搜索范围会变小,算法易陷入局部最优;禁忌长度设置过长,算法搜索范围会变大,会造成算法搜索时间变长. 因此,禁忌长度的设置是禁忌搜索算法性能优劣的关键. 由文献[22]可知,禁忌长度取值范围一般为 $4\sqrt{n} \sim 10\sqrt{n}$, n 表示客户数量.

本文提出自适应禁忌长度,禁忌长度随搜索过程动态变化. 在算法迭代开始时,设置初始禁忌长度;若算法在搜索过程中找到的最优解优于当前最优解,则增加禁忌长度;否则,减小禁忌长度. 该方法可以避免算法陷入局部最优,同时还可以减少算法搜索时间.

禁忌长度初始值的设置决定禁忌搜索算法性能的优劣,本文通过实验对比方式确定初始禁忌长度. 随机选取R110算例、RC106算例测试IHTS,算法在每种禁忌长度下独立运行5次,实验结果如表1所示.

ODC和ADC分别表示算法运行5次后获得的最优车辆行驶成本和平均车辆行驶成本. 由表1可以看出,当禁忌长度设置为 $5\sqrt{n}$ 时,最优车辆行驶成本和平均车辆行驶成本均为最小,故本文将初始禁忌长度设置为 $5\sqrt{n}$.

本文通过实验,对比禁忌搜索算法中采用自适应

表1 各种禁忌长度的对比实验结果

算例	车辆行驶成本	禁忌长度						
		$4\sqrt{n}$	$5\sqrt{n}$	$6\sqrt{n}$	$7\sqrt{n}$	$8\sqrt{n}$	$9\sqrt{n}$	$10\sqrt{n}$
R110	ODC	1136.29	1123.44	1130.69	1157.36	1143.91	1161.66	1165.96
	ADC	1137.97	1130.88	1154.82	1166.15	1169.05	1176.31	1187.66
RC106	ODC	1453.28	1449.65	1461.08	1465.35	1476.93	1472.53	1492.67
	ADC	1467.28	1458.36	1486.11	1480.97	1499.57	1504.84	1517.41

禁忌长度和静态禁忌长度的优劣,实验结果如图1所示.由图1可以看出,禁忌搜索算法中采用自适应禁忌长度效果更好.

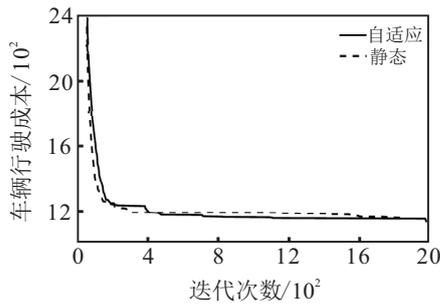


图1 自适应禁忌长度与静态禁忌长度的对比实验结果

2.1.3 邻域结构

在禁忌搜索算法中,初始解通过一系列移动产生新解,所有的移动构成邻域.邻域结构与算法的局部搜索能力有关,因此,邻域结构的设计也是禁忌搜索算法性能优劣的关键.现阶段,禁忌搜索算法中采用的邻域主要有2-opt邻域、3-opt邻域、Replace邻域等^[23].

本文针对VRPDSST-STW模型中含有容量约束、软时间窗约束等约束条件,设计一种特有邻域.随机选取路径 l ,在路径 l 上随机选取客户 i 插入到路径 k 上,若路径 k 违反容量约束,则将客户 i 插入到路径 $k+1$ 上.若路径 k 上不存在两个客户点 k_i 和 k_j ,满足 $e_{k_i} \leq e_i \leq e_{k_j}, l_{k_i} \leq l_i \leq l_{k_j}$,则将客户 i 插入到路径 $k+1$ 上.

为了避免禁忌搜索算法在搜索过程中陷入局部最优,本文还采用了2-opt邻域、Cross邻域、Shift邻域和Exchange邻域4种通用邻域.禁忌搜索算法利用多种邻域交替搜索,若在当前邻域结构内未搜索到最优解,则使用另一种邻域继续搜索.

2.1.4 自适应惩罚系数

算法可在迭代过程中搜索到可行解和非可行解,有效利用非可行解有助于算法搜索到全局最优解.本文算法在迭代过程中保留部分非可行解,以扩大搜索空间,避免算法在搜索过程中陷入局部最优.在VRPDSST-STW中,车辆行驶路径可以违反容量约束及软时间窗约束,但需给予一定的惩罚.

本文借鉴文献[24]中的方法,对惩罚系数进行自适应处理.在初始时刻取 $\alpha(0) = \beta(0) = 1$,具体按照下式更新惩罚系数 α, β :

$$\alpha(t) = \begin{cases} \frac{\alpha(t-1)}{1+\delta}, & q(s') = 0; \\ \alpha(t-1)(1+\delta), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

$$\beta(t) = \begin{cases} \frac{\beta(t-1)}{1+\delta}, & t(s') \leq 0; \\ \beta(t-1)(1+\delta), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

其中 δ 为服从均匀分布的随机变量,且 $\delta \in (0, 1)$.

2.1.5 改进后的混合禁忌搜索算法步骤

混合禁忌搜索算法将最近邻算法和禁忌搜索算法相结合,使用最近邻算法生成初始解,再采用禁忌搜索算法进行迭代搜索,以获取最优解决方案.具体流程如算法2所示.

算法2 混合禁忌搜索算法.

输入:客户数量,客户位置,客户指定货物送达时间区间 (e, l) ,车辆最大容量,惩罚系数 α 和 β ,最大迭代次数 T_{max} ,参数 β, σ, δ ,禁忌长度,邻域结构 $N_i(l = 1, 2, 3, 4, 5)$;

输出:全局最优解 s_{best} .

- 1) 初始化
- 2) 最近邻算法生成初始可行解 s
- 3) $s_{best} = s$
- 4) $T = 1$
- 5) while $T < T_{max}$ do
- 6) while 存在客户未被分配 do
- 7) 初始化配送中心为当前节点 i
- 8) while 满足容量约束 do
- 9) if 客户 j 满足时间窗约束
- 10) if $\Pr(UC_{jk} \leq 0) \geq \beta$
- 11) 将客户 j 插入路径
- 12) 令客户 j 为当前节点 i ,并更新路径信息
- 13) end if
- 14) end if
- 15) end while
- 16) 创建新路径

- 17) end while
- 18) 生成可行解
- 19) $l = 1$
- 20) while $l \leq l_{\max}$ do
- 21) 找到候选解 $\bar{s} \in N_l(s')$
- 22) if $f(\bar{s}) < f(s_{\text{best}})$
- 23) $s_{\text{best}} = \bar{s}$
- 24) $\theta = \theta + 1$
- 25) continue to search with $N_l(s')$
- 26) else
- 27) $l = l + 1$
- 28) $\theta = \theta - 1$
- 29) end if
- 30) end while
- 31) 更新禁忌表和惩罚系数
- 32) end while
- 33) 输出找到的最优解

3 实验与分析

3.1 实验环境

本文算法的相关实验均在同一实验环境中进行,其中CPU主频为2.80 GHz,内存为8 GB,操作系统为64位Windows10,编程语言为C++.

3.2 实验结果与分析

3.2.1 实验1

C1类型、R1类型、RC1类型VRPTW算例车辆载重小,当客户需求改变时,车辆行驶路径发生故障几率较大.因此,采用Solomon的3种类型VRPTW算例(C1类型、R1类型、RC1类型共29个算例)^[25]测试IHTS,然后将IHTS算法所得解与已知最优解进行比较;并随机改变客户需求,观察车辆行驶路径是否会发生故障,实验结果如表2所示.表2中:KOS表示已知最优解;NV表示车辆数;DC表示车辆的行驶成本; Z_1 表示车辆行驶路径中发生故障的路径数量; Z_2 表示由于车辆剩余容量不足,未被服务的客户数量;FP表示车辆行驶路径发生故障的概率.

由表2可以看出,已知最优解受客户需求变动影响大.随机改变客户需求,车辆行驶路径会发生故障,导致部分客户未被服务.IHTS算法具有较好的鲁棒性,其所得车辆行驶路径受客户需求变动影响小.随机改变客户需求,车辆行驶路径不会发生故障,且车辆能准时将货物派发给客户.在所有测试案例中,IHTS算法所得车辆行驶路径发生故障的概率均低于已知最优车辆行驶路径;同时,IHTS算法具有较强的寻优能力.

表2 IHTS算法所得解与已知最优解的部分对比实验结果

instance	KOS					IHTS				
	NV	DC	Z_1	Z_2	FP/%	NV	DC	Z_1	Z_2	FP/%
C103	10	828.06	1	2	10.00	10	865.18	0	0	0
C104	10	824.78	2	2	20.00	10	865.13	0	0	0
C105	10	828.94	1	1	10.00	10	863.08	0	0	0
C108	10	828.94	2	3	20.00	10	864.11	0	0	0
C109	10	828.94	1	2	10.00	10	858.22	0	0	0
R103	13	1292.68	1	1	7.69	15	1245.13	0	0	0
R104	9	1007.31	1	2	11.11	11	1006.39	0	0	0
R108	9	960.88	1	1	11.11	11	970.36	0	0	0
R110	10	1118.84	1	1	10.00	12	1097.90	0	0	0
R112	9	982.14	1	2	11.11	10	976.286	0	0	0
RC104	10	1135.48	3	4	30.00	11	1183.89	0	0	0
RC106	11	1424.73	1	1	9.09	14	1422.08	0	0	0
RC107	11	1230.48	2	2	18.18	12	1247.43	0	0	0
RC108	10	1139.82	2	2	20.00	11	1141.30	0	0	0

3.2.2 实验2

以Solomon的6种类型VRPTW算例(C1类型、C2类型、R1类型、R2类型、RC1类型和RC2类型,共56个算例)为基础,选择前25个客户构造新的算例测试IHTS,设定测试算例中客户需求值为客户期望需求;然后将IHTS与预防性补货算法(preventive restocking, PR)^[13]、基于规则的预防性补货算法(rule-based preventive restocking, RBPR)^[14]、满意度测度算

法(satisficing measure approach, SMA)^[15]、改进蚁群算法(modified ant colony algorithm, MACA)^[17]进行对比实验,实验结果如表3所示.表3中:NV表示车辆数;TC表示总成本;FP表示车辆行驶路径发生故障的概率.

由表3可以看出:IHTS算法具有较强的寻优能力、较好的鲁棒性;所求解受变量随机变动的较小.主要表现如下:

1) 在 C101.25、C102.25、RC102.25 测试算例中, IHTS 所求解与 SMA 相同, 优于 PR、RBPR, 但略差于 MACA.

2) 在 C104.25、C105.25、C108.25、C109.25 测试算例中, IHTS 所求解优于其他 4 种算法.

3) 在 C107.25 测试算例中, IHTS 所求解与 SMA 相同, 优于 PR、RBPR、MACA.

4) 在 C205.25 测试算例中, IHTS 所求解与 SMA 相同, 优于 MACA, 但略差于 PR、RBPR.

5) 在 R105.25 测试算例中, IHTS 所求解与 SMA、MACA 相同, 但略差于 PR、RBPR.

6) 在 R203.25、RC202.25 测试算例中, IHTS 所求

解优于 SMA、MACA, 但略差于 PR、RBPR.

7) 在 R210.25 测试算例中, IHTS 所求解优于 MACA, 但略差于 PR、RBPR、SMA.

8) 在 RC103.25、RC106.25、RC108.25 测试算例中, IHTS 所求解优于 PR、RBPR、SMA, 但略差于 MACA.

9) 在 RC104.25 测试算例中, IHTS 所求解优于 PR、RBPR、MACA, 但略差于 SMA.

10) 在 RC107.25 测试算例中, IHTS 所求解优于 SMA, 但略差于 PR、RBPR、MACA.

11) 在大多数测试算例中, IHTS 算法所得车辆行驶路径发生故障的概率均低于 PR、RBPR.

表 3 IHTS 算法所得解与已知最优解的部分对比实验结果

算例	PR			RBPR			SMA			MACA			IHTS		
	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%
C101.25	3	262.97	33.33	3	262.97	33.33	3	236.16	0	3	191.81	0	3	236.16	0
C102.25	3	250.92	33.33	3	250.92	33.33	3	220.80	0	3	194.61	0	3	220.80	0
C104.25	3	453.60	33.33	3	463.60	33.33	3	219.31	0	3	212.15	0	3	187.81	0
C105.25	3	254.25	33.33	3	254.25	33.33	3	235.72	0	3	239.04	0	3	228.05	0
C107.25	3	272.08	33.33	3	273.80	33.33	3	227.16	0	3	277.67	0	3	227.16	0
C108.25	3	306.43	33.33	3	306.43	33.33	3	228.05	0	3	192.64	0	3	191.81	0
C109.25	3	352.52	66.67	3	352.52	66.67	3	226.03	0	3	231.68	0	3	191.81	0
C205.25	2	214.70	0	2	214.70	0	2	215.54	0	3	268.85	0	2	215.54	0
R105.25	6	530.50	0	6	530.50	0	6	531.54	0	6	531.54	0	6	531.54	0
R203.25	3	391.40	0	3	391.40	0	3	402.90	0	2	433.04	0	3	399.83	0
R210.25	3	404.60	0	3	404.60	0	3	416.49	0	2	433.71	0	3	416.78	0
RC102.25	3	439.33	33.33	3	452.74	33.33	3	376.75	0	3	352.95	0	3	376.75	0
RC103.25	3	412.18	33.33	3	412.18	33.33	3	376.67	0	3	335.08	0	3	359.13	0
RC104.25	3	496.34	66.67	3	496.34	66.67	3	339.71	0	3	392.59	0	3	376.37	0
RC106.25	3	442.05	33.33	3	442.05	33.33	4	400.58	0	3	347.31	0	4	399.80	0
RC107.25	3	354.65	33.33	3	354.74	33.33	4	362.02	0	3	299.50	0	4	360.63	0
RC108.25	3	391.81	33.33	3	391.81	33.33	3	348.19	0	3	295.44	0	3	335.14	0
RC202.25	3	338.00	0	3	338.00	0	3	339.57	0	3	363.28	0	3	338.87	0

3.2.3 实验 3

采用 Solomon 的 6 种类型 VRPTW 算例测试 IHTS, 设定测试算例中客户需求值为客户期望需求; 然后将 IHTS 与预防性补货算法 (preventive restocking, PR)^[13]、基于规则的预防性补货算法 (rule-based preventive restocking, RBPR)^[14]、满意度测度算法 (satisficing measure approach, SMA)^[15]、改进蚁群算法 (modified ant colony algorithm, MACA)^[17] 进行对比实验, 实验结果如表 4 所示. 表 4 中: NV 表示车辆数, TC 表示总成本, FP 表示车辆行驶路径发生故障的概率.

由表 4 可以看出: IHTS 算法具有较强的寻优能力、较高的鲁棒性; IHTS 算法所得车辆行驶路径受客户需求变动影响较小. 主要表现如下:

1) 在 C101、C105、C107、R104、R108、R110、

R112、RC107、RC108 测试算例中, IHTS 所求解优于其他 4 种算法.

2) 在 C102、C205 测试算例中, IHTS 所求解优于 SMA, 但略差于 PR、RBPR、MACA.

3) 在 C103、R208 测试算例中, IHTS 所求解优于 SMA、MACA, 但略差于 PR、RBPR.

4) 在 C106、R211、RC208 测试算例中, IHTS 所求解优于 PR、RBPR、SMA, 但略差于 MACA.

5) 在 C203、C207 测试算例中, IHTS 所求解略差于其他 4 种算法.

6) 在 R204 测试算例中, IHTS 所求解优于 PR、RBPR、MACA, 但略差于 SMA.

7) 在 R206 测试算例中, IHTS 所求解优于 MACA, 但略差于 PR、RBPR、SMA.

8) 在大多数测试算例中, IHTS 算法所得车辆行驶路径发生故障的概率均低于 PR、RBPR.

表4 IHTS算法与其他算法的部分对比实验结果

算例	PR			RBPR			SMA			MACA			IHTS		
	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%	NV	TC	FP/%
C101	10	984.51	30.00	10	984.51	30.00	11	984.62	0	11	958.62	0	11	917.61	0
C102	10	890.09	30.00	10	890.09	30.00	11	995.79	0	10	908.72	0	11	920.05	0
C103	10	833.06	10.00	10	833.06	10.00	11	991.78	0	10	978.60	0	10	865.18	0
C105	10	882.18	10.00	10	882.18	10.00	11	992.532	0	10	901.74	0	10	863.08	0
C106	10	956.00	20.00	10	956.00	20.00	11	996.338	0	10	869.77	0	11	920.67	0
C107	10	898.68	10.00	10	898.68	10.00	11	996.142	0	10	967.23	0	10	867.21	0
C203	3	591.17	0	3	591.17	0	4	622.68	0	3	613.05	0	4	626.45	0
C205	3	588.88	0	3	588.88	0	4	625.04	0	4	612.85	0	4	617.18	0
C207	3	588.29	0	3	588.29	0	3	595.131	0	3	596.23	0	4	619.11	0
R104	9	1070.96	11.11	9	1070.96	11.11	12	1023.33	0	10	1067.32	0	11	1011.10	0
R108	9	1018.13	11.11	9	1018.13	11.11	11	989.47	0	10	1027.36	0	11	970.66	0
R110	10	1178.03	10.00	10	1178.03	10.00	12	1104.68	0	12	1122.16	0	12	1097.90	0
R112	9	1001.78	11.11	9	1003.67	11.11	11	995.47	0	10	1041.10	0	10	976.29	0
R204	2	825.52	0	2	825.52	0	5	780.16	0	4	792.15	0	4	787.19	0
R206	3	906.14	0	3	906.14	0	5	935.08	0	4	944.09	0	5	938.82	0
R208	2	726.82	0	2	726.82	0	4	748.67	0	3	751.34	0	4	746.51	0
R211	2	885.71	0	2	885.71	0	4	820.62	0	4	798.79	0	4	801.73	0
RC107	11	1347.14	18.18	11	1347.14	18.18	12	1310.34	0	12	1340.36	0	12	1264.09	0
RC108	10	1247.62	20.00	10	1247.71	20.00	12	1220.19	0	11	1187.12	0	11	1159.76	0
RC208	3	828.14	0	3	828.14	0	4	844.70	0	5	812.80	0	4	825.28	0

3.3 改进算法复杂度分析

算法时间复杂度是评价算法性能的一个重要指标,本文所提出算法时间复杂度可分为两个部分:1)最近邻算法;2)禁忌搜索算法.下面针对这两个部分进行分析:

1)最近邻算法在最近邻算法流程中,最复杂部分为两个While循环嵌套部分.客户数量为 n ,第1个While循环部分最多循环 n 次;假设车辆容量足够大,可服务所有客户,第2个While循环部分最多循环 n 次.因此,最近邻算法时间复杂度为 $T_1 = O(n^2)$.

2)在禁忌搜索算法流程中,最复杂部分为4个While循环嵌套部分.内层含有3个While循环,前两个While循环构成一个循环体.由于邻域结构个数 l 远小于客户数量 n ,禁忌搜索算法流程可看为前3个While循环嵌套.算法迭代次数为 k ,客户数量为 n ;假设车辆容量足够大,可服务所有客户,则禁忌搜索算法时间复杂度为 $T_2 = O(kn^2)$.

由以上分析可知,本文所提出混合禁忌搜索算法时间复杂度为 $O[(k+1)n^2]$,与传统禁忌搜索算法时间复杂度处于同一数量级.

4 结论

本文对带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题进行了研究,针对问题中客户需求和车辆服务时间随机,建立了新的数学模型;同时提出了一种改进的混合禁忌搜索算法.该算法并未按照以往算法只根据配送成本得出初始车辆行驶路径,在生成初始解过程中还考虑了容量约束、软时间窗约

束等一系列约束.

在带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题中,客户需求及车辆服务时间随机可变.当客户需求及车辆服务时间改变时,算法所得车辆行驶路径会发生故障,产生额外的修正成本.本文算法在生成最优解决方案过程中,充分考虑客户需求及车辆服务时间变动范围.将客户分配给某车辆,要确保一定概率下车辆能对其服务.当客户需求及车辆服务时间随机改变时,本文所提出算法所得车辆行驶路径发生故障概率低.由以上分析可知,本文算法处理带软时间窗的随机需求和随机服务时间的车辆路径问题有显著效果.

实验结果表明:该算法具有较强的寻优能力,较高的鲁棒性;该算法所得车辆行驶路径受客户需求和车辆服务时间变动影响小.然而,该算法具有一定的局限性,处理随机性较弱问题效果较差.

参考文献(References)

- [1] Li Y B, Soleimani H, Zohal M. An improved ant colony optimization algorithm for the multi-depot green vehicle routing problem with multiple objectives[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 227: 1161-1172.
- [2] Alinaghian M, Shokouhi N. Multi-depot multi-compartment vehicle routing problem, solved by a hybrid adaptive large neighborhood search[J]. Omega, 2018, 76: 85-99.
- [3] Ma Z J, Wu Y, Dai Y. A combined order selection and time-dependent vehicle routing problem with time windows for perishable product delivery[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 114: 101-113.

- [4] Huang Y X, Zhao L, Van Woensel T, et al. Time-dependent vehicle routing problem with path flexibility[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2017, 95: 169-195.
- [5] Yu Y, Wang S H, Wang J W, et al. A branch-and-price algorithm for the heterogeneous fleet green vehicle routing problem with time windows[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2019, 122: 511-527.
- [6] Dalmeijer K, Spliet R. A branch-and-cut algorithm for the time window assignment vehicle routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2018, 89: 140-152.
- [7] Zhang H Z, Zhang Q W, Ma L, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows[J]. *Information Sciences*, 2019, 490: 166-190.
- [8] 戚远航, 蔡延光, 蔡颢, 等. 泰森多边形的离散蝙蝠算法求解多车场车辆路径问题[J]. *控制理论与应用*, 2018, 35(8): 1142-1150.
(Qi Y H, Cai Y G, Cai H, et al. Voronoi diagram-based discrete bat algorithm for multi-depot vehicle routing problem[J]. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(8): 1142-1150.)
- [9] Yassen E T, Ayob M, Nazri M Z A, et al. An adaptive hybrid algorithm for vehicle routing problems with time windows[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2017, 113: 382-391.
- [10] Pérez-rodríguez R, Hernández-aguirre A. A hybrid estimation of distribution algorithm for the vehicle routing problem with time windows[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, 130: 75-96.
- [11] Marinaki M, Marinakis Y. A glowworm swarm optimization algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 46(15): 145-163.
- [12] Gauvin C, Desaulniers G, Gendreau M. A branch-cut-and-price algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 50: 141-153.
- [13] Zhang J L, Lam W H K, Chen B Y. On-time delivery probabilistic models for the vehicle routing problem with stochastic demands and time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 249(1): 144-154.
- [14] Salavatikhoshghalb M, Gendreau M, Jabali O, et al. A rule-based recourse for the vehicle routing problem with stochastic demands[C]. *Transportation Science*, 2019, 53(5): 1334-1353.
- [15] Nguyen V A, Jiang J, Ng K M, et al. Satisficing measure approach for vehicle routing problem with time windows under uncertainty[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 248(2): 404-414.
- [16] Errico F, Desaulniers G, Gendreau M, et al. The vehicle routing problem with hard time windows and stochastic service times[J]. *EURO Journal on Transportation and Logistics* 2018, 7(3): 223-251.
- [17] Goel R, Maini R, Bansal S. Vehicle routing problem with time windows having stochastic customers demands and stochastic service times: Modelling and solution[J]. *Journal of Computational Science*, 2019, 34: 1-10.
- [18] 李进, 傅培华, 李修琳, 等. 低碳环境下的车辆路径问题及禁忌搜索算法研究[J]. *中国管理科学*, 2015, 23(10): 98-106.
(Li J, Fu P H, Li X L, et al. Study on vehicle routing problem and tabu search algorithm under low-carbon environment[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(10): 98-106.)
- [19] Silvestrin P V, Ritt M. An iterated tabu search for the multi-compartment vehicle routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 81: 192-202.
- [20] 葛显龙, 薛桂琴. 基于场景动态度的两级配送路径问题[J]. *控制与决策*, 2019, 34(6): 1195-1202.
(Ge X L, Xue G Q. Two-echelon distribution routing problem based on scenes dynamic degree[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(6): 1195-1202.)
- [21] 穆东, 王超, 王胜春, 等. 基于并行模拟退火算法求解时间依赖型车辆路径问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(6): 1626-1636.
(Mu D, Wang C, Wang S C, et al. Solving TDVRP based on parallel-simulated annealing algorithm[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(6): 1626-1636.)
- [22] 郑四发, 曹剑东, 连小珉, 等. 市区集送货问题的随机合理化禁忌算法[J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(7): 1688-1692.
(Zheng S F, Cao J D, Lian X M, et al. Random reasonable tabu search algorithm for urban pickup and delivery problem[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, 22(7): 1688-1692.)
- [23] Polat O. A parallel variable neighborhood search for the vehicle routing problem with divisible deliveries and pickups[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 85: 71-86.
- [24] 王旭坪, 詹红鑫, 孙自来, 等. 基于蚁群禁忌混合算法的成品油多舱配送路径优化研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(12): 3215-3226.
(Wang X P, Zhan H X, Sun Z L, et al. Route optimization for the refined oil multi-compartment distribution based on ant colony and tabu search hybrid algorithm[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2017, 37(12): 3215-3226.)
- [25] Qi Y T, Hou Z T, Li H, et al. A decomposition based memetic algorithm for multi-objective vehicle routing problem with time windows[J]. *Computers & Operations Research*, 2015, 62: 61-77.

作者简介

李国明(1996—), 男, 硕士生, 从事系统优化与调度的研究, E-mail: liguoming_1@126.com;

李军华(1974—), 男, 教授, 从事进化计算、智能控制等研究, E-mail: jhlee126@126.com.

(责任编辑: 孙艺红)