

控制与决策

Control and Decision

B2B配送中考虑时间窗一致性的车辆路径优化模型与算法

姚宇, 莫鹏里, 商攀, 郑长江, 朱晓宁

引用本文:

姚宇, 莫鹏里, 商攀, 郑长江, 朱晓宁. B2B配送中考虑时间窗一致性的车辆路径优化模型与算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 244–252.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1234>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[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>

[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>

[基于一致性算法的多模式搅拌器微波加热系统温度均匀性优化](#)

Temperature uniformity optimization of multi-mode stirrer microwave heating system based on consensus algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2901–2909 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0986>

[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>

[结构化P2P网络一致性维护策略](#)

Consistency maintenance strategy of structured P2P network

控制与决策. 2018, 33(4): 577–590 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0230>

B2B 配送中考虑时间窗一致性的车辆路径优化模型与算法

姚宇¹, 莫鹏里², 商攀^{3†}, 郑长江¹, 朱晓宁³

(1. 河海大学土木与交通学院, 南京 210095; 2. 东南大学交通学院, 南京 211189; 3. 北京交通大学交通运输学院, 北京 100044)

摘要: 在 B2B (business to business) 物流配送中, 收货方通常对配送时间的规律性有较高要求, 以配合自身的生产经营活动. 对考虑时间窗一致性的车辆路径优化问题展开研究, 构建其混合整数线性规划模型, 并设计自适应大规模邻域搜索算法进行求解. 针对每日配送路径在时间维度的一致性耦合关系, 提出距离优先和时间窗优先相结合的优化策略, 在算法框架中嵌入时间窗标定及一致性检验模型, 并设计联动型算子以对每日路径方案进行协同操作. 基于既有数据集、自建数据集和大规模实际算例对模型算法的有效性进行验证, 结果表明, 所提算法可以快速求得高质量解, 提出的时间窗优先策略及对应的联动型算子可以显著提升算法性能. 根据数值计算结果量化分析实现时间窗一致性的附加运输成本, 揭示了不同客户点规模和时间窗长度下一致性成本的变化规律.

关键词: 物流工程; 车辆路径问题; B2B 配送; 一致性; 自适应大规模邻域搜索

中图分类号: U492 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1234

引用格式: 姚宇, 莫鹏里, 商攀, 等. B2B 配送中考虑时间窗一致性的车辆路径优化模型与算法 [J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 244-252.

Model and algorithm for vehicle routing problem considering time window consistency in B2B distribution

YAO Yu¹, MO Peng-li², SHANG Pan^{3†}, ZHENG Chang-jiang¹, ZHU Xiao-ning³

(1. College of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing 210095, China; 2. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China; 3. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In B2B (Business to Business) distribution, the customer usually has high requirements on the regularity of delivery time to accommodate its production and operation activities. This study investigates the vehicle routing problem considering time window consistency, constructs its mixed integer linear programming model, and develops an adaptive large neighborhood search algorithm to solve it. To address the consistency coupling relationship between daily routes in the time dimension, this study proposes an optimization strategy that combines distance-first and time-window-first techniques, where time window assignment and consistency check models are embedded, and the interdependent operators are designed to optimize the routes on different days collaboratively. The proposed model and algorithm are tested based on the existing dataset, self-built dataset, and a large-scale real-world case. The results show that the proposed algorithm can obtain high-quality solutions efficiently, and the proposed time-window-first technique and the corresponding interdependent operators can significantly improve the performance of the algorithm. Finally, the additional transportation cost of achieving time window consistency is quantified and analyzed, and the variation of consistency costs under different customer sizes and time window lengths is revealed.

Keywords: logistics engineering; vehicle routing problem; B2B distribution; consistency; adaptive large neighborhood search

0 引言

物流业是支撑国民经济发展的基础性、战略性、先导性产业. 在物流链末端的配送问题中, 如何

对车辆的路径进行合理规划是运营决策层面的核心问题. 车辆路径问题 (vehicle routing problem, VRP) 由 Dantzig 等^[1] 提出, 在数十年中得到众多学者和从业

收稿日期: 2022-07-11; 录用日期: 2022-11-10.

基金项目: 国家自然科学基金联合基金项目 (U2034208); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (B220201022).

责任编辑: 龙建成.

† 通讯作者. E-mail: shangpan@bjtu.edu.cn.

者的关注,并根据实际应用衍生出了一系列变种问题^[2-3]及相应的精确求解算法^[4]和启发式算法^[5]。

现有的VRP研究多从经济效益出发,对单个时间单位(例如一天)的配送方案进行优化,以减少配送成本或配送距离。在B2B配送中,终端客户以零售门店、连锁餐饮和商超为主。此类客户通常需要长期稳定的配送服务,且因自身生产或经营的需要,对配送时间的规律性有较高的要求。因此,在优化B2B配送的车辆路径方案时,除配送成本外,也应考虑每天配送时间之间的一致性,以保证服务质量。由于客户需求存在波动性,每天的客户点和客户需求量会发生变化,不能简单地通过重复同一配送方案实现配送时间的一致性,而应用传统车辆路径优化方法分别求解每日配送方案,无法保证配送时间之间的一致性。

基于此,本文提出考虑时间窗一致性的车辆路径优化问题,通过综合考虑多日的客户需求,对研究周期内的车辆配送时空路径进行协同优化,在最小化配送成本的同时,保证客户每日收货时间处于大致相同的时间区间内。

目前已有部分研究着眼于优化多日配送方案之间的一致性,并提出了一类VRP拓展问题——考虑一致性的车辆路径优化问题(consistent VRP, ConVRP)^[6],即以多天的车辆路径为优化对象,保证客户每天在同一时段内被同一配送人员服务。其中,配送时间一致性可通过硬约束和软约束两种方式实现。Kovacs等^[7]、刘恒宇等^[8]构建硬约束规定客户点每天被服务的相差时间不超过最大允许差值;Rodríguez等^[9]通过限定客户可接受服务的时间段来实现配送时间的一致性;Kovacs等^[10]构建软约束,在目标函数值中对超过规定值的时间差值进行惩罚。前期ConVRP解法以基于“模板路径”的启发式为主,直至Goeke等^[11]提出了ConVRP的首个精确求解算法。在近期的研究中,Yao等^[12]从提高配送人员对路径熟悉程度的角度出发,着眼于配送路径的一致性,基于实际路网对问题进行了建模和求解;Wang等^[13]在ConVRP的基础上考虑了配送路径的一致性,并对不同一致性维度之间的相互影响关系进行了分析。

上述研究从人员、时间、路径等多个角度对一致性车辆路径问题展开了丰富研究,但在优化配送时间的一致性时均是与人员、路径等维度共同考虑。然而在B2B配送场景中,配送时间的一致性是影响客户服务体验的主要因素,松弛其他维度的一致性约束

有利于提高方案的效率和灵活性^[14]。基于此,Spliet等^[14]针对配送时间的一致性,提出了车辆路径及时时间窗标定协同优化问题:在优化每日车辆路径方案的同时对客户点的时间窗进行标定,保证客户点每天的时间窗相同。该文献设计分支切割定价算法对问题进行了精确求解,可求解规模为3天、每天25个客户点的算例。在后续的研究中,该团队进一步考虑了时变的旅行时间和离散化的时间窗^[15-16],并仍基于分支切割定价框架设计求解算法。

综上所述,目前关注配送时间一致性的研究相对较少,且存在一些局限性。一是对问题场景进行了简化,假设每天的客户点完全相同,并忽略了客户需求量不同造成的服务时间差异;二是求解算法以分支切割定价等精确算法为主,求解规模有限,难以应用于实际场景。针对以上局限性,本文首先在模型中更加精细化地考虑了服务时间随需求量的变化,并允许每天的客户点集合有差异,使其更贴近实际的B2B配送场景;其次设计基于自适应大规模邻域搜索的元启发式算法,并针对多天配送方案相互耦合的问题特点,嵌入时间窗一致性检验模型和联动型操作算子以提高算法性能,实现对实际大规模算例的快速求解。此外,本文基于数值计算结果,定量分析不同时间窗长度和客户点规模下实现时间窗一致性的附加成本,并总结时间窗一致性对配送总成本的影响规律,从而为物流企业实际运营策略的制定提供参考和依据。

1 问题描述与建模

1.1 考虑时间窗一致性的车辆路径优化问题

考虑时间窗一致性的车辆路径优化问题(vehicle routing problem considering time window consistency, VRPTWC)可描述为:针对一个配送中心和多个客户点的配送网络,在满足最大车辆容量和最长工作时间限制的条件下,如何合理地规划一组车辆的多天时空路径,保证客户每天的收货时间窗相同,并最小化总运输成本。基于图论的表述方式,VRPTWC可以定义在一个有向加权图上,即 $G = (N, A)$ 。其中: $N = \{0, 1, \dots, n, n + 1\}$ 是所有节点的集合, $N_0 = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示客户需求点集合,节点0和 $n + 1$ 分别表示车辆出发的起点和终点(即配送中心),在实际场景中起点和终点可位于同一地理位置; A 是有向弧的集合,连接图 G 中的任意两个节点。对于任意弧 $(i, j) \in A$, $t_{i,j}$ 和 $c_{i,j}$ 分别表示从 i 点到 j 点的运输时间和运输成本。 S 是配送日的集合,每天的客户点和客户需求

量有差异,对于任意一天 $s \in S$,集合 $N^s \subseteq N_0$ 表示当日中有需求的客户节点集合,客户 $i \in N^s$ 的需求量用 q_i^s 表示,对应的服务时间为 e_i^s . 服务时间可定义为关于需求量的函数,即 $e_i^s = e_0 + \alpha \times q_i^s$. 其中: e_0 为固定服务时长, α 为单位需求量的作业时间. 每天可供使用的车辆集合为 V , 包含 $|V|$ 辆容量为 Q 的同车型车辆, 每辆车从配送中心(节点0)出发, 在 T 时刻前回到配送中心(节点 $n+1$), 且车辆每天到达客户点 $i \in N^s$ 的时间需在起始时刻为 w_i 且长度为 L 的时间窗内. VRPTWC 的决策变量如下: 二元变量 $x_{i,j}^s$, 当有车辆在第 s 天经过弧 (i, j) 时, 值为1, 反之则为0; w_i 表示客户 i 的时间窗开始时间; a_i^s 表示车辆在第 s 天开始服务客户点 i 的时间; d_i^s 表示第 s 天车辆到达客户点 i 时已完成配送的货物量. VRPTWC 的核心要点是对多天配送方案进行协同考虑, 从而保证客户每天的收货时间位于同一时间窗内.

1.2 混合整数线性规划模型

VRPTWC 的数学模型如下所示:

$$\min \sum_{s \in S} \sum_{(i,j) \in A} c_{i,j} x_{i,j}^s. \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{(i,j) \in A} x_{i,j}^s = 1, \quad \forall i \in N^s, s \in S; \quad (2)$$

$$\sum_{(0,i) \in A} x_{0,i}^s = \sum_{(j,n+1) \in A} x_{j,n+1}^s \leq |V|, \quad \forall s \in S; \quad (3)$$

$$\sum_{(i,j) \in A} x_{i,j}^s - \sum_{(j,i') \in A} x_{j,i'}^s = 0, \quad \forall s \in S, j \in N_0; \quad (4)$$

$$a_j^s \geq a_i^s + e_i^s + t_{i,j} - T(1 - x_{i,j}^s), \quad \forall s \in S, (i, j) \in A; \quad (5)$$

$$a_{n+1}^s \leq T, \quad \forall s \in S; \quad (6)$$

$$w_i \leq a_i^s \leq w_i + L, \quad \forall s \in S, i \in N_0; \quad (7)$$

$$d_j^s \geq d_i^s + q_j^s - Q(1 - x_{i,j}^s), \quad \forall s \in S, (i, j) \in A; \quad (8)$$

$$0 \leq d_i^s \leq Q, \quad \forall s \in S, i \in N_0; \quad (9)$$

$$x_{i,j}^s \in \{0, 1\}, \quad \forall s \in S, (i, j) \in A; \quad (10)$$

$$a_i^s \geq 0, \quad \forall s \in S, i \in N; \quad (11)$$

$$w_i \geq 0, \quad \forall i \in N_0. \quad (12)$$

其中: 目标函数(1)表示最小化总运输成本; 约束(2)表示若客户点 i 在第 s 天有需求, 则该客户在当日接受一辆车的单次服务; 约束(3)规定车辆从起点(节点0)出发并最终回到终点(节点 $n+1$), 且使用的总车

辆数不超过 $|V|$; 约束(4)为流平衡约束, 规定每个客户需求点的流入弧与流出弧的流量相等, 从而保证车辆行驶一条完整路径; 约束(5)规定了各车辆开始服务各客户点的时间递推关系, 如果一辆车依次服务了客户 i 和客户 j , 则开始服务客户 j 的时间需大于等于该车到达客户 i 的时间, 加上服务客户 i 的时间以及弧 (i, j) 的旅行时间; 约束(6)表示在每个场景中所有车辆均需在 T 时刻前回到配送中心; 约束(7)为时间窗一致性耦合约束, 规定了同一客户每天(若有需求)开始被服务的时间必须在同一时间窗之内; 约束(8)表示车辆载重的递推关系; 约束(9)为车辆最大容量约束; 约束(10)定义了 $x_{i,j}^s$ 为0-1变量; 约束(11)和(12)分别定义了变量 a_i^s 和 w_i 非负.

2 基于自适应大规模邻域搜索的求解算法

当总天数 $|S|$ 为1, 且时间窗长度 L 等于 T 时, VRPTWC 可视作 VRP, 即 VRP 可规约为 VRPTWC. VRP 已被证明是 NP 难问题^[17], 因此 VRPTWC 也为 NP 难问题. 为满足实际应用中快速求解的需要, 本文基于自适应大规模邻域搜索 (adaptive large neighborhood search, ALNS) 框架设计算法对 VRPTWC 进行求解.

2.1 算法框架设计

除车辆容量、最长工作时间等 VRP 常见约束外, VRPTWC 还需要考虑每日路径之间的耦合约束(式(7)), 即客户点 i 每天被服务的时间差不超过 L . 如何处理该耦合约束, 并兼顾搜索邻域的可行性和多样性, 是算法设计的难点.

基于此, 本文在 ALNS 算法中采用两种优化策略: 1) 距离优先策略, 即松弛时间窗一致性约束, 设计以减少运输距离为导向的算子进行邻域搜索, 该策略下的算子与经典 ALNS 算子思路相似, 下文简称普通算子; 2) 时间窗优先策略, 即在设计算子时加入对时间窗一致性的考虑, 使得算法迭代过程中产生的邻域逐步趋于时间窗一致性, 该策略下的算子需对每天的配送路径进行联动操作, 简称联动型算子. 普通算子和联动型算子的对比如图1所示. 两种策略相结合可以在保证搜索多样性的条件下, 提高搜索邻域的可行性, 从而提高算法效率.

算法总体框架如下:

step 1: 采用 CW 算法^[18]生成初始路径集合, 通过下文2.2节中的方法标定客户时间窗并检验其一致性, 将解记为 sol, 初始化算子权重, 转入 step 2;

step 2: 基于俄罗斯轮盘赌规则选择移除算子和

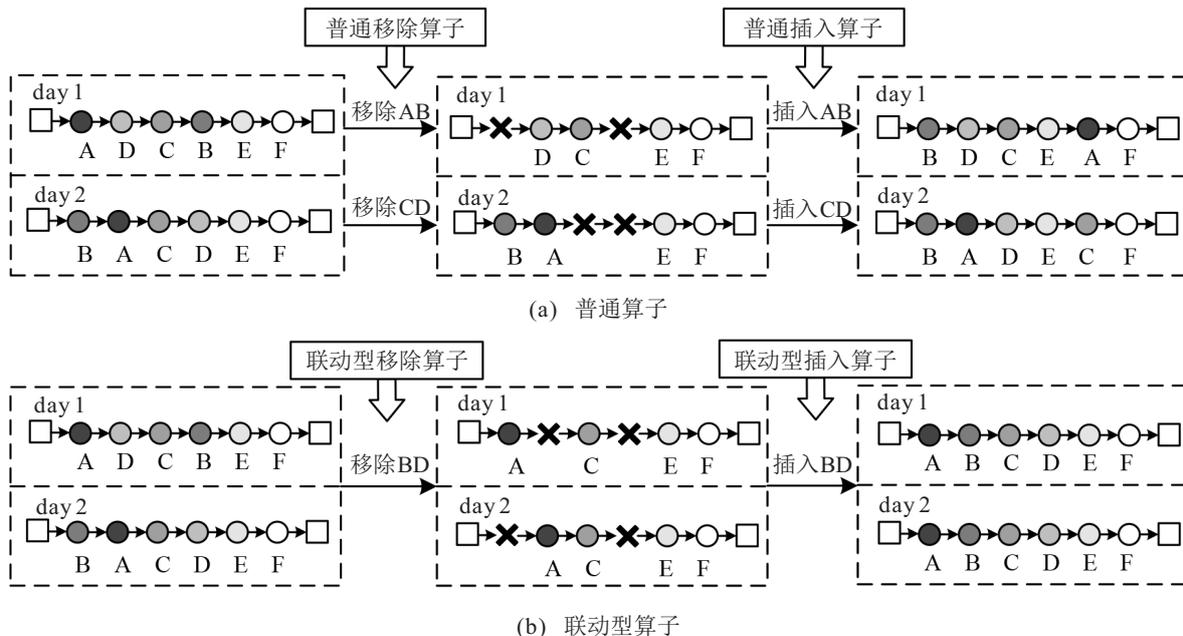


图1 普通算子与联动型算子对比示意图

插入算子,对路径进行重构,转入 step 3;

step 3: 基于重构路径标定时间窗,并检验时间窗一致性约束,将解记为 sol' , 转入 step 4;

step 4: 基于模拟退火机制判断新解是否被接受,如果被接受则转入 step 5, 否则转入 step 6;

step 5: $R \leftarrow R'$, $sol \leftarrow sol'$, 转入 step 6;

step 6: 根据算子在迭代周期内的表现更新其权重, 转入 step 7;

step 7: 判断是否达到终止条件,若达到则算法结束,输出结果,若未到达则转入 step 2.

与经典 ALNS 相比,本文算法的创新之处在于:

- 1) 需要基于车辆路径对客户的时间窗进行标定和检验,对于不满足时间窗一致性的中间解加以惩罚(见 2.2 节);
- 2) 提出联动型操作算子,可对每天的路径进行协同操作.

2.2 服务时间标定及时间窗一致性约束检验模型

ALNS 算子只对车辆路径(服务客户点的顺序)进行操作,不能保证配送方案满足时间窗一致性约束. 因此,本文构建如下线性模型,用于标定各客户点的开始服务时间并判断其是否满足一致性约束:

$$\min \sum_{s \in S} \sum_{s' \in S} \sum_{i \in N_0} \Delta_i^{s,s'}. \quad (13)$$

$$s.t. a_j^s \geq a_i^s + e_i^s + t_{i,j}, \forall (i,j) \in r, r \in R^s, s \in S; \quad (14)$$

$$a_{n+1}^s \leq T, \forall s \in S; \quad (15)$$

$$|a_i^s - a_i^{s'}| \leq L + \Delta_i^{s,s'}, \forall s, s' \in S, i \in N_0; \quad (16)$$

$$a_i^s \geq 0, \forall s \in S, i \in N; \quad (17)$$

$$\Delta_i^{s,s'} \geq 0, \forall s, s' \in S, i \in N_0. \quad (18)$$

模型中 $\Delta_i^{s,s'}$ 表示大于等于 0 的连续变量, r 表示路径, R^s 表示第 s 天的路径集合. 约束(14)定义了车辆依次到达各客户点的时间递推关系; 约束(15)规定了车辆必须在工作时段内回到配送中心; 约束(16)和目标函数(13)决定了变量 $\Delta_i^{s,s'}$ 的取值: 若客户点 i 在第 s 和 s' 天被开始服务的时间之差小于 L , 则 $\Delta_i^{s,s'} = 0$, 反之 $\Delta_i^{s,s'}$ 的值为超过 L 的时长. 若该模型的目标函数值为 0, 则说明当前解满足时间窗一致性约束; 反之, 对应的客户点 i 在第 s 和 s' 天的服务时间违反一致性约束. 为保证邻域搜索的多样性, 在算法迭代过程中, 允许中间解不满足时间窗一致性约束, 但需在原目标函数值的基础上加相应的惩罚项, 惩罚项为违反时间窗一致性约束的客户点个数与惩罚系数 δ_1 的乘积.

2.3 顺序矩阵

顺序矩阵是记录一天配送计划中每两个客户点之间服务顺序的矩阵. 本节通过一个简单例子说明服务顺序与时间一致性之间的关系. 假设第 1 天客户 i 可被服务的时间在区间 $[2, 6]$ 内, 客户 j 可被服务的时间在区间 $[12, 14]$ 内, 则客户 i 一定先于客户 j 被服务. 若在其他配送日中客户 i 晚于客户 j 被服务, 则该解一定不满足时间窗一致性约束. 因此, 可在设计算法时以一天的配送方案为基准, 根据当日路径推导出客户服务顺序的相对关系, 并在生成其他天配送路径时参考这一信息, 从而减少对不可行空间的无效搜索.

2.3.1 内生时间窗

生成顺序矩阵需要先根据车辆路径计算出每个客户点可被服务的时间区间,称之为内生时间窗.将基准配送日记为 \bar{s} ,第 \bar{s} 天的路径集合记为 $R^{\bar{s}}$.客户最早可被服务时间的计算方法为

$$\underline{a}_0 = 0; \quad (19)$$

$$\underline{a}_i = \underline{a}_i + e_i + t_{i,j}, \forall (i,j) \in r, r \in R^{\bar{s}}. \quad (20)$$

即车辆0时刻从配送中心出发,在中途无等待的情况下到达各客户点的时间.最晚开始服务时间的计算方法为

$$\bar{a}_{n+1} = T; \quad (21)$$

$$\bar{a}_j = \bar{a}_i + e_i + t_{i,j}, \forall (i,j) \in r, r \in R^{\bar{s}}. \quad (22)$$

即车辆回到配送中心的时间为 T ,在中途无等待的情况下到达各点的时间.通过以上计算,可以得到每个客户点 i 的内生时间窗为 $[\underline{a}_i, \bar{a}_i]$.

2.3.2 顺序矩阵的生成

对于基准配送日中的任意两个客户点 i 和 j ,当 $\bar{a}_i < \underline{a}_j$ 时,两客户点的内生时间窗没有交集且客户 i 的时间窗早于客户 j ,即该日客户 i 早于客户 j 被服务.定义顺序矩阵为一个 $|N_0|$ 行 $|N_0|$ 列的矩阵,元素 $m_{i,j}$ 表示客户点 i 和 j 被服务的顺序关系,当客户 i 早于 j 被服务时取1,其他情况下取0,如下所示:

$$m_{ij} = \begin{cases} 1, & \bar{a}_i < \underline{a}_j; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (23)$$

2.4 移除算子

移除算子选择一定数量的客户点,并将其从当前解的路径中移除.本文使用相关节点移除算子、随机移除算子、贪婪移除算子、偏见移除算子、随机路径移除算子5类算子,每类移除算子均有普通和联动型两个版本,共计10种移除算子.每日配送路径中移除客户点的数量为 $\phi \times |N^s|$, ϕ 为预设的移除比例,场景 s 中被移除客户点的集合记为 \mathcal{B}^s .

普通移除算子对每日路径分别进行操作,与经典ALNS操作算子^[19]相似.联动型移除算子则是在普通移除算子的框架下,综合考虑多天路径选择要移除的客户点,并在每日路径中移除相同的点.

以相关节点移除算子为例,普通相关节点移除算子对每日路径方案分别执行以下操作:随机选择一个客户点 $i \in N^s$,计算其他点 $j \in N^s$ 与 i 的相关度

$$\mathcal{R}(i,j,s) = \chi_1 c_{i,j} + \chi_2 |q_i^s - q_j^s|, \quad (24)$$

并移除相关度最高的前 $\phi \times |N^s|$ 个点.联动型相关节点移除算子则是随机选择一个客户点,并综合所有配

送日的客户分布,计算所选客户点与其他点的相关度

$$\mathcal{R}'(i,j) = \chi_1 c_{i,j} + \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} \chi_2 |q_i^s - q_j^s|, \quad (25)$$

然后在每日路径中均移除相关度最高的前 $\phi \times |N_0|$ 个点.公式中 χ_1 和 χ_2 为预先设定的参数.

2.5 插入算子

插入算子将 \mathcal{B}^s 集合中的被移除客户点插回到每天的路径中,从而重新构成完整路径.本文设计4类插入算子,分别为贪婪插入算子、最优插入算子、偏见插入算子和后悔插入算子^[19],每类插入算子仍分为普通型和联动型.

在执行插入算子时,需要计算将客户点插入各位置时的插入成本,即总目标函数的增加值.在普通插入算子中,可用 $c^+(i,r,j,s)$ 表示在第 s 天的路径 r 中,将客户点 i 插入到 j 点前对应的插入成本,其中 j' 表示在未执行插入算子时位于客户 j 之前的点. $c^+(i,r,j,s)$ 的计算公式如下:

$$c^+(i,r,j,s) = c_{j',i} + c_{i,j} - c_{j',j}. \quad (26)$$

联动型插入算子需应用上节中提出的顺序矩阵.先随机选出一个基准配送日 \bar{s} ,基于式(26)计算插入成本并根据相应的算子规则将客户点插入到第 \bar{s} 天的路径中,生成其顺序矩阵.在其他配送日 $s(s \in S, s \neq \bar{s})$ 插入客户点时,需判断插入位置是否与顺序矩阵矛盾,若矛盾则在对应的插入成本中加上相应的惩罚值 δ_2 ,如下所示:

$$\hat{c}^+(i,r,j,s) = c_{j',i} + c_{i,j} - c_{j',j} + \delta_2 \times \max(m_{j,i}, m_{i,j'}). \quad (27)$$

当插入位置与顺序矩阵无矛盾时, $\max(m_{j,i}, m_{i,j'}) = 0$,惩罚项值为0;相反,当插入位置与顺序矩阵矛盾时,即顺序矩阵显示客户 j 应在 i 点之前被服务($m_{j,i} = 1$)或客户 i 应在 j' 点之前被服务($m_{i,j'} = 1$)时,惩罚值为 δ_2 .

3 实例验证与结果分析

本文算法基于Python语言编程实现,实验运行环境为Intel(R) Core(TM) i7-8750H(2.20 GHz) CPU,16 GB RAM内存和Window 10操作系统.2.2节中的模型调用GUROBI9.1.1进行求解.ALNS算法的超参数通过Bergstra等^[20]提出的自动化调参方法进行标定.

3.1 实验设置

本文基于两组数据集对模型和算法进行测试,两组数据分别为既有文献中的Spliet数据集(https://personal.eur.nl/spliet/TWAVRP_Instances.htm)以及基

于实际路网和需求构建的JD数据集(https://www.researchgate.net/publication/363090666_JD_dataset-VRPTWC). 为验证算法性能,分别与精确算法和普通ALNS算法的求解结果进行对比.

Spliet数据集假设所有客户点在每天均有需求,且每个客户点所需的服务时间均相同,可视作本文研究问题的一个特例.文献[14]求解了该数据集的4组算例,分别包括10、15、20和25个客户点(每天),研究周期为3天,每组10个算例.客户点的位置和需求 q_i^s 均为随机生成.数据集中31个算例的最优解已知,可用于验证本文模型算法的有效性和准确性.

此外,本文基于北京路网和某物流企业的实际需求数据构建了JD数据集.该数据集包括3组算例,分别有20、25、30个客户(每天),存在部分客户在某一天或某几天没有需求,研究周期为5天,每组10个算例.客户点和配送中心的坐标及任意两点之间的距离和时间均基于实际需求和路网生成.配送中心的时间窗为[8:00, 20:00],20和25个客户点的算例中

时间窗长度为120 min,30个客户点的算例中时间窗长度为150 min.车辆最大容量为2000 kg.服务时间的固定部分 $e_0 = 20$,平均单位需求量的作业时间为 $\alpha = 0.1$.该数据集可以检验本文算法在求解实际问题时的有效性.

3.2 算法求解效果验证

本文首先对Spliet数据集进行求解,并与文献[14]中分支切割定价算法的求解结果进行对比.ALNS算法的初始退火温度设为200,违反时间窗一致性约束的惩罚系数 $\delta_1 = 2$,违反顺序矩阵的惩罚系数 $\delta_2 = 0.5$.迭代次数设为10000次.每个算例均计算10次,结果如表1所示.其中:#Opt._BPC和#Opt._ALNS分别表示分支切割定价算法和ALNS算法求得最优解的算例数量,ALNS是否得到最优解以分支切割定价的求解结果作为参照;“Gap*”列为ALNS算法得到的最优解与精确解之间的Gap,“Gap_avg”列记录了ALNS算法10次求解的平均值与精确解之间的Gap.

表1 ALNS与分支切割定价算法求解结果对比

算例 (客户点数量×天数)	分支切割定价		ALNS		Gap*/%	Gap_avg /%
	平均求解时间/s	#Opt._BPC/总算例数	平均求解时间/s	#Opt._ALNS /#Opt._BPC		
1~10(10×3)	18.79	10/10	11.39	9/10	0.07	0.01
11~20(15×3)	786.85	8/10	64.73	8/8	0	0.07
21~30(20×3)	814.4	8/10	128.69	8/8	0	0.04
31~40(25×3)	2196.32	5/10	236.39	5/5	0	0.09

由表1可知:分支切割定价算法可对31个算例进行精确求解;在这31个算例中,ALNS算法得到了其中30个算例的最优解,可以证明本文提出的ALNS算法具有快速求得高质量解的能力.随着问题规模的增加,两种算法的计算时间均会增加,但ALNS的增加速率远小于分支切割定价算法.

3.3 联动型算子效果验证

本文进一步基于JD数据集对普通ALNS算法和本文提出的ALNS算法进行对比,验证联动算子对算法性能的提升效果.ALNS算法的初始退火温度设为250,惩罚系数 $\delta_1 = 2$, $\delta_2 = 0.5$,迭代次数为10000次,每个算例求解10次,计算结果如表2所示.其中:“Obj.*”和“Obj_avg”分别为算法得到的目标函数最优值和平均值,“SD”列为目标函数值的标准差,“F_sol”列记录了得到可行解的次数,“T*”列记录了首次得到可行解所用的平均时间.

由表2结果可以看出,加入联动型算子后,算法在求解质量、效率、稳定性等方面均有较大的提升.求解质量方面,普通ALNS算法在3组算例中找到可行解的平均次数分别为9.4次、5.6次和6次,加入联动型算子后,在每次实验均可找到可行解,且3组算例的目标函数最优值分别减少了0.71%、3.67%和2.14%,目标函数平均值分别减少了2.25%、4.87%和3.51%.求解效率方面,加入联动型算子后,算法首次得到可行解所需的时间大大减少,3组算例首次找到可行解的平均时间分别由106.56 s、343.56 s和369.57 s下降至20.44 s、186.33 s和200.33 s.求解稳定性方面,3组算例的标准差在加入联动型算子后分别下降了60.69%、54.00%、44.73%.

3.4 时间窗一致性影响分析

客户时间窗一致性的实现通常需要以增加运输距离为代价.时间窗的长度 L 决定了服务水平,同

表2 加入联动型算子前后ALNS算法求解结果对比

算例 (客户点数量×天数)	普通ALNS算法					加入联动型算子后				
	Obj.*	Obj._avg	SD	F_sol	T*/s	Obj.*	Obj._avg	SD	F_sol	T*/s
1 (20×5)	288.10	292.46	2.57	10	95.31	286.01	290.27	2.59	10	8.77
2 (20×5)	228.44	231.26	3.43	10	63.50	228.44	228.44	0	10	8.85
3 (20×5)	214.52	216.17	1.27	10	121.43	214.24	216.09	1.46	10	41.70
4 (20×5)	285.18	292.03	3.53	6	338.41	283.45	286.81	2.50	10	10.62
5 (20×5)	239.05	239.32	0.43	10	92.08	239.32	240.06	0.64	10	18.87
6 (20×5)	324.89	354.07	17.62	10	1.90	318.95	323.46	3.85	10	65.32
7 (20×5)	265.02	268.74	2.73	10	104.60	260.53	265.08	2.59	10	10.27
8 (20×5)	329.36	342.50	11.02	8	148.27	326.19	329.75	3.11	10	28.20
9 (20×5)	221.15	223.06	2.39	10	25.84	221.15	221.66	0.52	10	2.24
10 (20×5)	248.50	253.37	4.16	10	74.30	246.96	250.19	2.09	10	9.51
平均值	264.42	271.30	4.91	9.4	106.56	262.52	265.18	1.93	10	20.44
11 (25×5)	266.67	273.04	7.17	7	67.27	265.67	268.18	1.53	10	28.75
12 (25×5)	347.85	364.44	9.43	3	355.22	337.48	346.24	4.43	10	420.83
13 (25×5)	336.18	341.44	6.53	9	177.51	330.09	336.33	3.95	10	56.93
14 (25×5)	291.56	299.96	4.25	5	313.41	284.31	288.18	2.37	10	116.86
15 (25×5)	389.52	416.46	14.91	3	451.11	380.17	393.20	7.66	10	436.33
16 (25×5)	406.32	421.80	8.35	2	609.33	389.37	404.79	6.66	10	161.04
17 (25×5)	380.71	402.91	15.09	6	330.54	368.45	375.27	4.56	10	330.50
18 (25×5)	443.55	467.64	14.24	3	633.25	428.04	438.37	6.89	10	185.20
19 (25×5)	228.95	229.35	0.97	10	18.79	228.95	228.95	0	10	5.07
20 (25×5)	370.56	380.15	6.41	8	480.05	356.97	361.64	3.45	10	121.80
平均值	346.19	359.72	8.74	5.6	343.65	336.95	344.12	4.15	10	186.33
21 (30×5)	341.97	361.77	13.16	5	675.90	336.63	341.54	3.87	10	79.50
22 (30×5)	349.84	362.80	10.37	7	381.49	340.36	348.73	4.83	10	272.52
23 (30×5)	412.28	426.77	8.97	7	546.46	399.11	413.14	8.71	10	262.93
24 (30×5)	435.51	457.54	18.43	5	341.52	429.99	448.62	13.31	10	514.68
25 (30×5)	325.80	339.90	11.16	3	253.12	320.28	328.79	7.05	10	202.34
26 (30×5)	367.19	379.12	10.08	7	270.32	357.82	361.02	3.53	10	39.23
27 (30×5)	410.87	427.97	18.67	8	388.97	404.99	413.16	4.86	10	126.05
28 (30×5)	362.07	383.79	13.03	8	451.05	361.56	364.40	3.08	10	97.28
29 (30×5)	392.24	406.24	11.22	8	320.22	385.55	397.65	6.74	10	205.25
30 (30×5)	413.64	414.40	0.68	2	66.69	393.51	403.97	8.02	10	203.50
平均值	381.14	396.03	11.58	6	369.57	372.98	382.10	6.40	10	200.33

时也是影响运输成本的重要因素. 时间窗长度越短, 客户每天被服务的时间越固定, 服务质量也越高, 但也需要物流企业付出更高的运输成本. 当时间窗长度等于车辆每日工作时长时, VRPTWC等价于求解一系列相互独立的VRP. 因此, 本节以 $L = T$ 时VRPTWC的解作为基准解, 基于JD数据集分析时间窗长度对运输成本的影响.

已知配送中心的时间窗为[8: 00, 20: 00], 即 $T = 720$. 本节令 L 依次取值60、90、120、150、180、210、240、270、300、360、720, 并进行求解.

图2展示了客户点分别为20、25、30时, 不同时

间窗长度下的目标函数值相比于基准解($T = 720$)增加的百分比. 根据曲线的总体趋势可以看出, 随着时间窗长度的不断缩窄, 目标函数值不断增加, 这意味着物流企业需要花费更多的运输费用实现配送时间的一致性, 同时费用的增长率也在升高. 以每天30个客户点的算例为例, 当时间窗长度从720 min缩短至240 min时, 运输费用的增长不超过1%; 而当时间窗长度从240 min进一步减少到60 min时, 运输费用的增长达到6.46%. 同时, 客户点的数量也会影响时间窗一致性的“成本”, 当时间窗长度相同时, 客户点数量越多, 达到时间窗一致性所需的运输费用也越

多. 物流企业可以结合实际需求, 估计时间窗一致性带来的成本增加值, 更好地平衡服务水平与运输成本之间的关系.

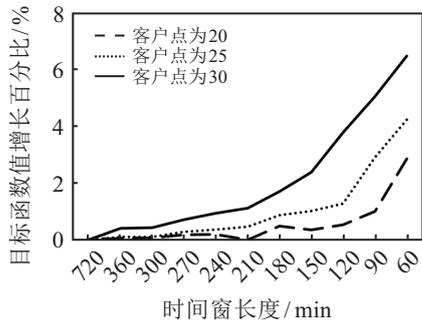


图2 时间窗长度对运输成本的影响

3.5 大规模实例验证

为测试算法应对大规模算例的求解能力, 本文基于 JD 数据集的生成方式进一步生成大规模算例, 包括 5 个工作日, 每个工作日含 80 个客户点, 时间窗长度为 3 小时. 将 ALNS 迭代 50 000 次对该问题进行求解, 算法收敛图如图 3 所示.

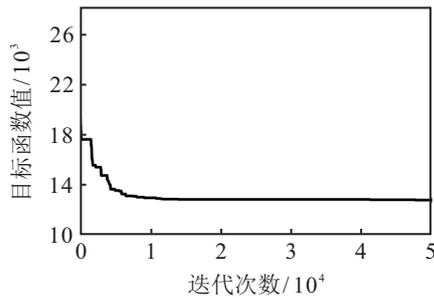


图3 ALNS算法收敛图

目标函数值在前 10 000 次迭代中快速下降, 在第 15 000 次迭代 (计算时间约 2 500 s) 时目标函数下降到 12 876, 接近最终解的目标函数值 12 820. 可以看出, 本文提出的 ALNS 算法收敛速度快, 求解效率高、规模大, 可以满足实际业务场景的求解需要. 在优化结果中, 各客户每日接受服务的时间如图 4 所示, 最大时间差值均在 3 小时内.

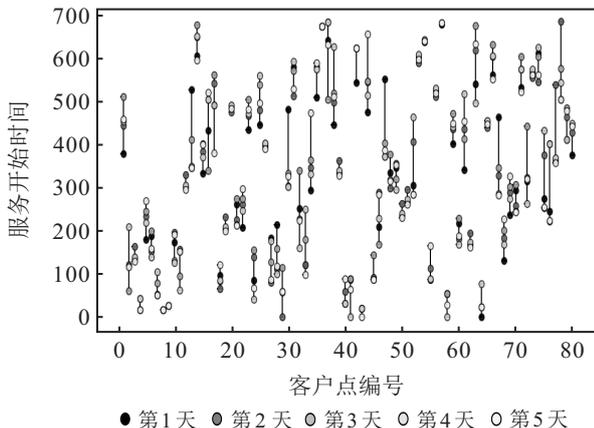


图4 客户服务时间分布

4 结论

本文研究了 B2B 配送中考虑时间窗一致性的配送车辆路径优化问题 (VRPTWC), 通过对多天配送方案协同优化, 保证客户点每天均在同一时间窗内接受服务, 并最小化总配送成本.

基于 Spliet 数据集和 JD 数据集对模型和算法进行验证, 结果表明本文所提出的算法可以快速求得高质量解, 且提出的联动型算子可以有效提高算法性能. 该操作算子设计思路可为其他多天车辆路径问题的求解提供借鉴和参考. 此外, 本文分析了一致性时间窗长度对运输成本的影响: 当时间窗长度较大时, 对运输成本的影响很小, 而随着时间窗长度的缩窄, 运输成本增加, 且增长率也不断增加. 决策者在实际应用中可参考分析结果对问题进行个性化定制. 最后, 应用算法对大规模算例进行了求解, 表明算法的求解速度和精度可用于解决实际业务问题.

在本研究的基础上, 进一步考虑城市道路交通路网的复杂性和时变性, 构建基于时变路网的时间窗一致性车辆路径优化模型, 并设计适用于大规模实际应用场景的求解算法, 是具有理论意义和实践价值的研究方向.

参考文献 (References)

[1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 80-91.

[2] 周鲜成, 吕阳, 贺彩虹, 等. 考虑时变速度的多车场绿色车辆路径模型及优化算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 473-482.
(Zhou X C, Lv Y, He C H, et al. Multi-depot green vehicle routing model and its optimization algorithm with time-varying speed[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(2): 473-482.)

[3] 卿东升, 邓巧玲, 李建军, 等. 基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(6): 1397-1406.
(Qing D S, Deng Q L, Li J J, et al. Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(6): 1397-1406.)

[4] Li J L, Qin H, Baldacci R, et al. Branch-and-price-and-cut for the synchronized vehicle routing problem with split delivery, proportional service time and multiple time windows[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2020, 140: 101955.

[5] 李阳, 范厚明. 求解带容量约束车辆路径问题的混合变邻域生物共栖搜索算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(7): 1190-1198.
(Li Y, Fan H M. Hybrid variable neighborhood

- symbiotic organisms search for capacitated vehicle routing problem[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(7): 1190-1198.)
- [6] Groër C, Golden B, Wasil E. The consistent vehicle routing problem[J]. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2009, 11(4): 630-643.
- [7] Kovacs A A, Parragh S N, Hartl R F. A template-based adaptive large neighborhood search for the consistent vehicle routing problem[J]. *Networks*, 2014, 63(1): 60-81.
- [8] 刘恒宇, 汝宜红. 一致性车辆路径问题下基于模板路径的模拟退火法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2015, 15(6): 177-183.
(Liu H Y, Ru Y H. A simulated annealing heuristic for the consistent vehicle routing problem[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2015, 15(6): 177-183.)
- [9] Rodríguez-Martín I, Salazar-González J J, Yaman H D. The periodic vehicle routing problem with driver consistency[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 273(2): 575-584.
- [10] Kovacs A A, Golden B L, Hartl R F, et al. The generalized consistent vehicle routing problem[J]. *Transportation Science*, 2015, 49(4): 796-816.
- [11] Goeke D, Roberti R, Schneider M. Exact and heuristic solution of the consistent vehicle-routing problem[J]. *Transportation Science*, 2019, 53(4): 1023-1042.
- [12] Yao Y, Van Woensel T, Veelenturf L P, et al. The consistent vehicle routing problem considering path consistency in a road network[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2021, 153: 21-44.
- [13] Wang K, Zhen L, Xia J, et al. Routing optimization with generalized consistency requirements[J]. *Transportation Science*, 2022, 56(1): 223-244.
- [14] Spliet R, Gabor A F. The time window assignment vehicle routing problem[J]. *Transportation Science*, 2015, 49(4): 721-731.
- [15] Spliet R, Dabia S, Van Woensel T. The time window assignment vehicle routing problem with time-dependent travel times[J]. *Transportation Science*, 2018, 52(2): 261-276.
- [16] Spliet R, Desaulniers G. The discrete time window assignment vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 244(2): 379-391.
- [17] Lenstra J K, Kan A H G R. Complexity of vehicle routing and scheduling problems[J]. *Networks*, 1981, 11(2): 221-227.
- [18] Clarke G, Wright J W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points[J]. *Operations Research*, 1964, 12(4): 568-581.
- [19] Ropke S, Pisinger D. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows[J]. *Transportation Science*, 2006, 40(4): 455-472.
- [20] Bergstra J, Yamins D, Cox D D. Making a science of model search: Hyperparameter optimization in hundreds of dimensions for vision architectures[C]. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*. Atlanta, 2013: 115-123.

作者简介

姚宇(1993—),女,讲师,博士,从事车辆路径优化、物流网络优化等研究, E-mail: yaoyu1@hhu.edu.cn;

莫鹏里(1994—),男,博士后,从事公共交通网络优化、车辆路径优化等研究, E-mail: mopengli@seu.edu.cn;

商攀(1990—),男,副教授,博士生导师,从事交通运输系统规划与设计等研究, E-mail: shangpan@bjtu.edu.cn;

郑长江(1966—),男,教授,博士生导师,从事货物运输组织、交通信息与控制等研究, E-mail: zheng@hhu.edu.cn;

朱晓宁(1965—),男,教授,博士生导师,从事集装箱多式联运、物流理论与技术等研究, E-mail: xnzhu@bjtu.edu.cn.