

考虑峰谷分时电价的物流电动车辆配送路径优化问题研究^{*}

邓晰隆, 刘亚东

(兰州理工大学 经济管理学院, 兰州 730050)

摘要:峰谷分时电价(time-of-use, TOU)政策的出台,为电动车参与的物流配送服务打开了进一步优化配送路径与充电策略的空间。因此,以 TOU 政策为基础,构建了带时间窗的物流电动车辆配送路径优化问题的综合成本目标整数规划数学模型,设计了求解该问题的遗传—自适应大邻域搜索算法(genetic algorithm-adaptive large neighborhood search, GA-ALNS),并通过不同规模算例验证了算法的有效性与适用性,分别从运营成本、充电成本、充电策略以及不同城市电价等方面比较并分析了 TOU 政策对运营策略的影响。通过模型求解和算例分析发现:GA-ALNS 求解 TOU 政策下的软时间窗电动车辆路径优化问题更为有效;从求解结果看,TOU 政策能在顾客点增多时,扩大车辆充电策略的选择范围,从而有效降低运营总成本。基于上述结论,提出了一些启发式建议,以期物流企业在降低运营成本的经营决策过程中提供理论参考。

关键词:峰谷分时电价;电动车辆;充电策略;自适应大邻域搜索算法;软时间窗

中图分类号:O221.4;U116.2;F252

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2026)04-0024-15

物流业作为支撑国民经济发展的关键基础性产业,近些年来受到各级政府的高度重视。2022 年,国务院办公厅印发的《“十四五”现代物流发展规划》明确提出推广绿色包装、普及新能源物流车辆以及强化科技赋能等多项重点举措。电动汽车的推广和应用有望降低物流运营的成本,减少对环境的影响^[1]。峰谷分时电价(time-of-use, TOU)政策是一项旨在引导用户错峰用电、辅助电网“削峰填谷”的价格机制,同时也为物流企业提供了极为重要的成本优化空间,即物流企业通过科学的路径规划与充电调度,主动捕捉电价“低谷”红利,避免“高峰”惩罚,从而在满足配送时效约束的前提下,有效降低企业的能源补给成本。因此,如何在 TOU 机制下,协同优化电动车辆的行驶路径与充电策略,已成为当前物流配送管理亟待解决的核心问题。

针对考虑 TOU 的带时间窗电动汽车路径问题(electric vehicle-routing problem with time windows, EVRPTW),现有研究已开始关注电价波动对运营策略的影响。Li 等人^[2]与 Lin 等人^[3]的研究证实,基于 TOU 的优化方法能有效改善用户负荷曲线,在降低物流能源成本的同时增强电网可靠性。欧名勇等人^[4]与刘长石等人^[5]进一步探讨了 TOU 背景下的充放电调度,验证了该调度方案在减少电网负荷波动与提升多方利润方面的潜力;杜千等人^[6]则在众包场景下引入 TOU,实现了配送效率与成本的优化。尽管上述研究揭示了电价因素的重要性,但大多关注单一充电模式或仅将电价作为固定参数处理,缺乏在 TOU 背景下对“行驶路径选择—充电时机决策—快/慢充模式匹配”三维联合决策问题的深入探讨,从而限制了企业对电价红利的充分挖掘。

从求解角度看,引入非线性电价和多充电模式增加了问题的复杂度,使问题成为典型的 NP-难问题。自 Dantzig 等人^[7]提出车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)以来,国内外学者为解决此类复杂组合优化问题积累了丰富的算法经验,这也是本研究重要的方法论基础。针对这类难题,单一的精确算法难以在大规模算例中奏效,因而启发式算法成为研究主流。在传统 VRP 中, Ochelska-Mierzejewska 等人^[8]系统评估了不同遗传算子的组合效能,验证了改进遗传算法(genetic algorithm, GA)在大规模寻优中的鲁棒性;Min 等人^[9]与 Lou 等人^[10]分别针对分批交付和碳排放约束,提出了结合启发式规则的两阶段算法与混合图卷积网络方法,有效提升了求解效率。为应对动态环境下的局部最优陷阱,范厚明等人^[11]引入变邻域搜索以增强多车场协同配送的灵活

* 收稿日期:2025-12-12 修回日期:2026-02-01 网络出版时间:2026-07-14T09:27

资助项目:国家自然科学基金面上项目(No. 72161025)

第一作者简介:邓晰隆,男,教授,博士,研究方向为管理科学与工程, E-mail: sky_dengxulong@163.com; 通信作者简介:刘亚东,男, E-mail: liuyadong233333@163.com

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20260713.1909.004>

性,张歆悦等人^[12]则通过构建速度-时间函数,验证了混合策略在时变路况下的优越性。

随着研究深入至 EVRPTW,续航限制与充电决策进一步加剧了求解难度。Duan 等人^[13]针对充电策略的组合爆炸问题,设计了定制化的自适应大邻域搜索(adaptive large neighborhood search, ALNS),在处理复杂约束方面展示出了灵活性;Zhu 等人^[14]通过引入自适应精英保留策略,增强了 GA 的收敛速度;而 Lin 等人^[3]则尝试利用端到端深度强化学习框架,为即时路径决策提供了新思路。此外,面对非线性能耗与换电决策等现实约束,周鲜成等人^[15]与郭放等人^[16]分别提出了改进鲸鱼优化算法与多阶段混合启发式策略,证实了将全局搜索与局部优化相结合是平衡求解质量与时间成本的关键。这些前沿研究表明,单纯依赖群体智能算法易早熟收敛,而单纯的局部搜索又缺乏全局视野,因此,构建融合两者优势的混合算法是解决本文所提出的高维度、多模式充电 EVRPTW 的有效途径。

本文与已有研究的主要区别在于:针对考虑 TOU 与在途充电策略的 EVRPTW,本文构建了相应的 VRP 扩展模型。由于该模型属于典型的 NP-难问题,计算复杂度极高,常规算法难以在多项式时间内求得满意解,因此本文设计了一种遗传-自适应大邻域搜索算法(genetic algorithm-adaptive large neighborhood search, GA-ALNS)。在验证环节,本文利用 GUROBI 求解器获取小规模算例的精确解,并以此为基准,通过与传统 GA 及 GA-ALNS 的求解性能进行横向对比,证实了 GA-ALNS 的有效性。此外,本文重点从运营成本、充电策略选择、不同城市电价敏感度等 3 个维度,深入剖析了 TOU 政策对物流配送策略的影响机理,以期在物流企业在复杂电价环境下的精益化运营提供理论支持与决策参考。

1 问题描述与参数变量

1.1 问题描述

本研究旨在解决以下物流配送问题:创造不超过 $|K|$ 条路径,为 N 位顾客提供货物配送服务,具体要求如下:1) 电动配送车辆从配送中心 o 点出发,完成配送任务后返回虚拟配送中心;2) 每位顾客仅接受 1 次服务,且服务由某一特定车辆完成;3) 每条车辆行驶路径的配送总质量不得超过车辆的最大承载质量;4) 车辆在配送过程中的剩余里程必须保持非负,车辆可在配送途中前往充电服务点进行完全充电,充电服务点为 24 h 营业状态,充电桩数量充足,实行 TOU 政策;5) 车辆速度恒定,常规和快速充电速率恒定,不考虑车辆电池损耗,不考虑车辆承载质量对于车辆行驶里程的影响;6) TOU 均选自各城市公开的 TOU 政策,包括时段与定价设定;7) 模型的决策目标设定为最小化物流系统的整体运营总成本。该总成本具体涵盖 4 个部分:车辆在途行驶产生的距离成本、基于 TOU 政策的充电服务成本、车辆因早到产生的等待时间机会成本以及违反时间窗产生的惩罚成本。

1.2 路径网络与车辆参数

设物流配送网络 G ,且 $G=(V,E)$,其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示顶点的集合,它是由顾客集合 I 、充电服务点集合 J 、配送中心 o 和虚拟配送中心 o' 共同组成,即 $V=I \cup J \cup \{o\} \cup \{o'\}$,且虚拟配送中心为车辆运行的终点,对于集合 J 中的节点 i ,具有需求量参数 q_i ,且 $q_i=0$;对于集合 I 中每个节点 i ,具有需求量参数 q_i 。 E 表示弧的集合, $E=\{(v_i, v_j): v_i, v_j \in V, v_i \neq v_j\}$, E 中每条弧都包含非负参数 d_{ij} , d_{ij} 表示不同节点 i, j 之间的距离长度。 t_{ij} 表示车辆从节点 i 到节点 j 之间所花费的时间, t_{ik}^a 表示车辆 k 到达节点 i 的时刻, e_i 表示顾客点 i 时间窗的左边界, l_i 表示顾客点 i 时间窗的右边界, t_i^s 表示车辆在顾客点 i 的服务时间, t_{ik}^w 表示车辆 k 在顾客点 i 的等待时间。 K 表示电动配送车辆集合, $K=\{k_1, k_2, \dots, k_m\}$, K 中每辆车 k 都包含 2 个非负参数,即车辆 k 的最大承载质量 U_k 和满电状态下的最大行驶里程 Q 。 p_{ik}^1 表示车辆 k 到达节点 i 的里程量, p_{ik}^2 表示车辆 k 离开节点 i 的里程量。 u_{ik} 表示车辆 k 离开节点 i 时的剩余承载质量。 B_j' 表示车辆到达节点 j 后的最少保证续航里程, $B_j'=\min(d_{jo}, d_{jj})$,其中: d_{jo}, d_{jj} 分别表示顾客点 j 到配送中心 o 和到充电服务点集合 J 中任意充电服务点的电量需求量。 γ 表示单位距离成本,单位为元 $\cdot \text{km}^{-1}$; ϵ 表示车辆早到时产生的单位时间机会成本,单位为元 $\cdot \text{h}^{-1}$; θ 表示车辆晚到时产生的单位时间惩罚成本,单位为元 $\cdot \text{h}^{-1}$ 。 M 表示一个极大的正数。

1.3 充电服务点与 TOU 相关参数

t_{jk}^r 表示车辆 k 在充电服务点 j 充电所花费的时间; ρ_{ik} 表示车辆 k 在充电服务点 i 充电增加的里程数; T 表示 TOU 中 t 个不同时段的集合, $T=\{T_1, T_2, \dots, T_t\}$; ω_1 表示车辆常规充电速率, ω_2 表示车辆快速充电速率,单位均为 $\text{km} \cdot \text{min}^{-1}$ 。在 TOU 政策下,不同时段电价存在差异,因而车辆的充电价格也会随时段的变化而

变化。令 D 表示不同时段下常规充电价格的集合, 即 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_t\}$; 再令 C 表示不同时段下快速充电价格的集合, 即 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_t\}$, 单位均为元 $\cdot \text{h}^{-1}$ 。

常规充电模式下的价格函数 $D(x)$ 为式(1):

$$D(x) = \begin{cases} D_1, x \in T_1; \\ D_2, x \in T_2; \\ D_3, x \in T_3; \\ \vdots \\ D_t, x \in T_t. \end{cases} \quad (1)$$

快速充电的价格函数 $C(x)$ 为式(2):

$$C(x) = \begin{cases} C_1, x \in T_1; \\ C_2, x \in T_2; \\ C_3, x \in T_3; \\ \vdots \\ C_t, x \in T_t. \end{cases} \quad (2)$$

1.4 决策变量

本文的决策变量如下: x_{ijk} 为 0-1 变量, 当车辆 k 经过弧 (i, j) 时, $x_{ijk} = 1$, 否则为 0; y_{jk} 为 0-1 变量, 当车辆 k 在充电服务点 j 进行充电时, $y_{jk} = 1$, 否则为 0; z_{jk} 为 0-1 变量, 当车辆 k 在充电服务点 j 选择执行常规充电策略时, $z_{jk} = 1$, 否则为 0; z'_{jk} 为 0-1 变量, 当车辆 k 在充电服务点 j 选择执行快速充电策略时, $z'_{jk} = 1$, 否则为 0。

2 模型构建

基于上述条件, 本文建立如下数学模型:

$$\min Z = \gamma \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} d_{ij} x_{ijk} + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} y_{jk} \left[z_{jk} \int_{t_{jk}^a}^{t_{jk}^a + t_{jk}} D(x) dx + z'_{jk} \int_{t_{jk}^a}^{t_{jk}^a + t_{jk}} C(x) dx \right] + \sum_{j \in I} \sum_{k \in K} [\epsilon \max(e_i - t_{ik}^a, 0) + \theta \max(t_{ik}^a - l_i, 0)]; \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{g \in V \setminus \{o'\}} \sum_{g \neq h} x_{ghk} = 1, \quad \forall h \in I; \quad (4)$$

$$\sum_{g \in V \setminus \{o\}, g \neq h} x_{h g k} - \sum_{g \in V \setminus \{o'\}, g \neq h} x_{g h k} = 0, \quad \forall h \in V \setminus \{o, o'\}, k \in K; \quad (5)$$

$$\sum_{h \in V \setminus \{o\}} x_{o h k} - \sum_{h \in V \setminus \{o'\}} x_{h o' k} = 0, \quad \forall k \in K; \quad (6)$$

$$\sum_{h \in V \setminus \{o\}} x_{o h k} \leq 1, \quad \forall k \in K; \quad (7)$$

$$t_{ik}^a + (t_i^s + t_{ij} + t_{ik}^w) x_{ijk} - M(1 - x_{ijk}) \leq t_{jk}^a, \quad \forall i \in I \cup \{o\}, j \in V \setminus \{o\}, i \neq j, k \in K; \quad (8)$$

$$t_{ik}^a + (t_{ik}^r + t_{ij}) x_{ijk} - M(1 - x_{ijk}) \leq t_{jk}^a, \quad \forall i \in J, j \in V \setminus \{o\}, i \neq j, k \in K; \quad (9)$$

$$t_{ik}^w = \max(e_i - t_{ik}^a, 0), \quad \forall i \in I, k \in K; \quad (10)$$

$$u_{hk} \leq u_{gk} - q_h x_{ghk} + M(1 - x_{ghk}), \quad \forall h \in V \setminus \{o\}, g \in V \setminus \{o'\}, g \neq h, k \in K; \quad (11)$$

$$u_{ok} \leq U_k, \quad \forall k \in K; \quad (12)$$

$$u_{hk} \geq 0, \quad \forall k \in K, h \in V \setminus \{o'\}; \quad (13)$$

$$B'_h \leq p_{hk}^1 \leq p_{gk}^2 - d_{gh} x_{ghk} + M(1 - x_{ghk}), \quad \forall h \in V \setminus \{o\}, g \in V \setminus \{o'\}, g \neq h, k \in K; \quad (14)$$

$$p_{ok}^2 = Q, \quad \forall k \in K; \quad (15)$$

$$p_{jk}^2 = Q y_{jk}, \quad \forall j \in J, k \in K; \quad (16)$$

$$p_{hk}^1 = p_{hk}^2, \quad \forall h \in I, k \in K; \quad (17)$$

$$\rho_{ik} = (Q - p_{ik}^1) y_{ik}, \quad \forall i \in J, k \in K; \quad (18)$$

$$\rho_{ik} \geq 0, \quad \forall i \in J, k \in K; \quad (19)$$

$$t_{jk}^r = \rho_{jk} / [\omega_1 z_{jk} + \omega_2 z'_{jk} + M(1 - z_{jk} - z'_{jk})], \quad \forall j \in J, k \in K; \quad (20)$$

$$z_{ik} + z'_{ik} = y_{ik}, \quad \forall i \in J, k \in K; \quad (21)$$

$$\sum_{i \in I \cup \{o\}} x_{ijk} = y_{jk}, \forall j \in J, k \in K; \quad (22)$$

$$x_{ghk}, y_{jk}, z_{jk}, z'_{ik} \in \{0, 1\}, \forall h \in V \setminus \{o\}, g \in V \setminus \{o'\}, g \neq h, k \in K, j \in J. \quad (23)$$

在上述数学模型的框架下,目标函数为式(3),表示最小化运营成本,第 1 部分表示车辆道路行驶成本,第 2 部分表示车辆考虑 TOU 政策下在充电服务点的充电成本,第 3、4 部分表示车辆的等待时间机会成本和时间惩罚成本。约束函数为:式(4)表示每个顾客点仅由 1 辆电动车服务 1 次。式(5)表示进出各节点的车流量平衡。式(6)表示从配送中心出发的车辆数等于返回配送中心的车辆数。式(7)表示每辆车最多分配到 1 条配送路径。式(8)表示车辆未经过充电服务点的时间关系。式(9)表示车辆经过充电服务点的时间关系。式(10)表示车辆到达顾客点的等待时间。式(11)表示车辆在依照规定路径途经各配送点后,货物仓内的剩余货物质量,如果车辆 k 离开 g 点后直接到达 h 点,即 $x_{ghk} = 1$,则车辆离开 g 点的剩余货物质量减去下一个顾客点 h 的货物需求质量为车辆离开 h 点的剩余货物质量;当 $x_{ghk} = 0$ 时,即车辆不经过该路段,不等式右侧变为一个极大的正数,使得左侧的约束自动松弛。式(12)表示配送路径上的顾客总需求质量不得超过执行该路径配送任务车辆的最大承载质量。式(13)表示车辆的剩余货物质量为非负。式(14)表示配送车辆按照路径顺序途经各点的剩余里程数,如果车辆 k 离开 g 点后直接到达 h 点,即 $x_{ghk} = 1$,则车辆到达 h 点的剩余里程数取决于车辆离开 g 点的剩余电量和两点间的距离,而且车辆到达 h 点的剩余里程数还需要大于最小 h 点离各个充电服务点的距离和与配送中心的距离;当 $x_{ghk} = 0$ 时,即车辆不经过该路段,不等式右侧变为一个极大的正数,使得左侧的约束自动松弛。式(15)表示车辆离开配送中心时为满里程状态。式(16)表示车辆离开充电服务点时为满里程状态。式(17)表示车辆经过顾客点,里程量不会发生变化。式(18)表示车辆经过充电服务点必须充电且完全充满电。式(19)表示充电里程量必须大于等于 0。式(20)表示车辆 k 在充电服务点 i 充电所花费的时间。式(21)、(22)表示各决策变量之间的关系。式(23)表示各个变量属性。

3 求解算法设计

本文研究的是 EVRPTW,所建立的模型考虑到了 TOU 政策的非线性电价以及不同充电模式,具有一定的求解难度,并且还考虑了配送过程中的车辆行驶成本、车辆充电成本、早到等待时间机会成本和迟到时间惩罚成本,因此设计一个同时具备良好的局部搜索和全局搜索能力的算法,能更好地解决此类问题。本节设计了改进的 ALNS 算法来解决 TOU 政策下电动车辆的路径规划和充电策略问题。GA 基于生物进化的思想,通过模拟遗传操作来搜索解空间,具有较强的全局搜索能力;ALNS 则专注于局部搜索和邻域探索;GA-ALNS 结合了 GA 和 ALNS 的优点,可以在复杂问题上获得更好的性能,同时克服各自的局限性。本文提出的 GA-ALNS 采用层级优化策略,外层利用 GA 维持种群多样性,进行全局广度搜索;内层将 ALNS 算法作为深度局部搜索算子嵌入 GA 迭代过程。具体而言,针对电动车充电特征,设计了特有的“充电站关联破坏算子(link-changer destroy)”,以增强算法在充电策略上的寻优能力。图 1 为 GA-ALNS 的流程图。

3.1 生成初始解

步骤 1,电动车的里程约束与承载质量被松弛,产生车辆编号的随机序列,为每个顾客点分配服务车辆,并产生随机数,通过排序得到同一车辆的顾客服务顺序。

步骤 2,判断电动车所服务顾客点货物需求质量之和是否超过电动车的最大承载质量,若超过,随机剔除顾客点并分配到其他车辆路径中,重复该步骤直到各路径的货物总需求质量小于等于车辆最大承载质量;若未超过,则执行下一步。

步骤 3,判断电动车辆总里程量是否超过电动车辆的里程约束,若超过,则随机插入满足里程约束的充电服务点,随机选择充电模式,重复该步骤直到各路径的总里程量小于等于车辆里程约束乘以路径充电桩数量加 1 的和;若未超过,则执行下一步。

步骤 4,将此解作为 GA 的初始解。

3.2 GA

GA 是求解 VRP 的经典启发式算法,通过模拟自然选择的思想求解相关问题,具有求解速度快且适应性强等优点。本节采用 GA 进一步优化随机生成的初始解,具体步骤如下。

步骤 1,将随机生成的初始解转化成染色体,得到 GA 的初始种群,并将所得初始解的倒数作为初始适应度。然后判断是否满足既定的迭代次数,若满足,则输出算法全局最优解;若不满足,则执行下一步。

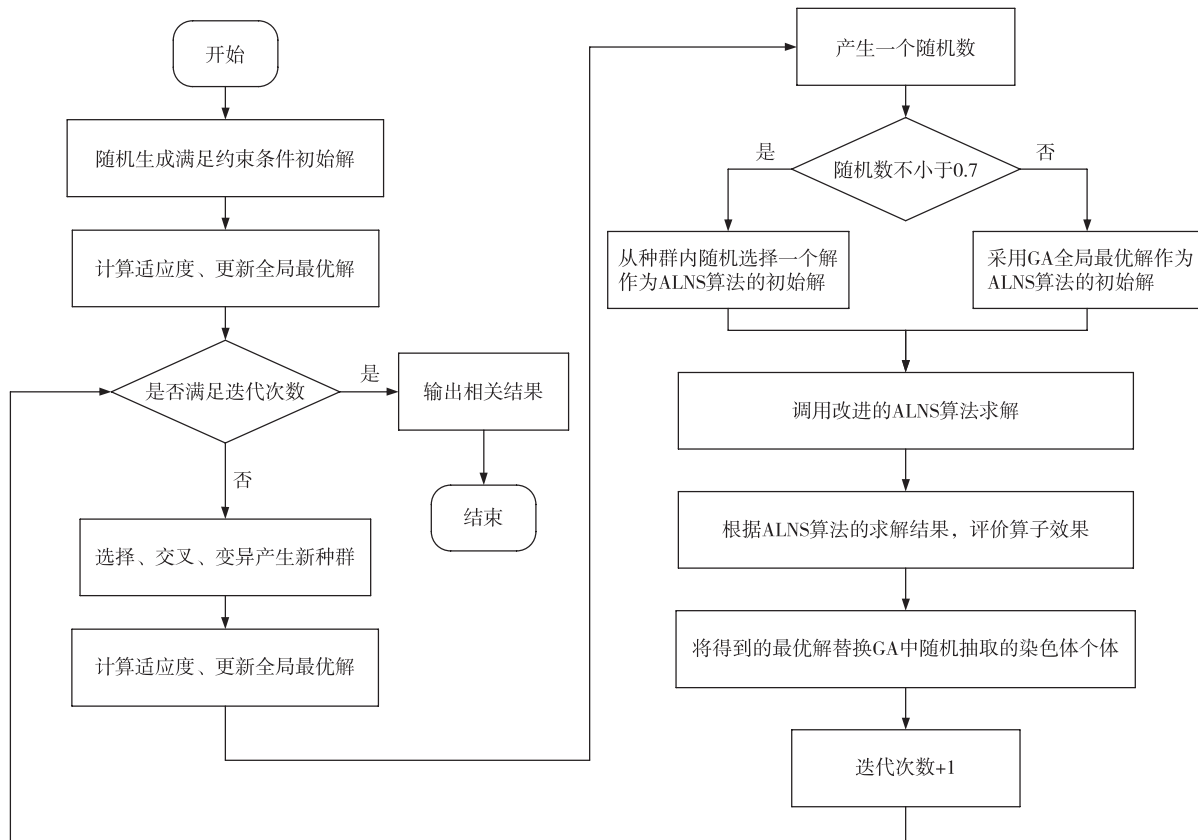


图 1 GA-ALNS 的流程图

Fig. 1 Flowchart of GA-ALNS

步骤 2, 选择操作, 将种群中各个体的适应度进行归一化处理, 采用轮盘赌法进行选择。交叉操作, 主要采用单点交叉法, 随机选择 2 条路径上的 2 个点, 首先判断这 2 个点交叉之后, 产生的 2 个新的子代是否满足车辆最大承载质量的约束, 若不满足, 则将 2 个子代删除; 若满足, 则执行下一步。

步骤 3, 考虑路径中各点是否都满足电动车的里程约束, 若不满足, 选择符合里程约束且距离最近的充电服务点, 选择不影响路径中其他配送任务的充电模式, 直至路径中各点满足电动车的里程约束; 若满足, 则进行变异操作, 采用随机生成的方式, 在满足承载质量和里程约束的情况下, 产生新的种群, 将种群中的最小值更新为全局最优解。

3.3 ALNS 算法

ALNS 算法是由 Ropke 等人^[17]在 2006 年提出的启发式算法, 核心思想是通过自动选择更好的删除和插入算子, 对解中顾客点的位置进行破坏和插入, 从而在大邻域范围内搜索出更好的解。本文将采用 ALNS 算法进一步优化 GA 所产生的最优解, 设计了 ALNS 自适应流程、4 种破坏算子和 2 种插入算子。

3.3.1 ALNS 流程

步骤 1, 引入 1 个 0~1 范围内的随机数, 若这个随机数不小于 0.7, 则在种群中随机选择 1 个解作为 ALNS 算法的初始解; 否则, 选择 GA 中的全局最优解作为 ALNS 算法的初始解。

步骤 2, 采用本文设计的自适应过程, 选择破坏算子和修复算子, 并计算各个算子的分数, 将得到的最优解更新到全局最优解, 迭代次数加 1。

步骤 3, 返回是否满足迭代次数判断中, 若未满足迭代次数要求, 则令最优解为 GA 的初始解, 重新执行 GA 内容; 若满足既定迭代要求, 则直接输出最优解。

3.3.2 自适应过程设计

在本研究中, 选择破坏算子和插入算子是依据“轮盘赌”策略, 它们的自适应能力是通过算子执行效果的评分来调整的。算子得分的高低直接影响它们在算法中的优先级, 得分越高, 权重越大, 通过动态调整算子的权重来优化算法的整体性能。算子初始权重均设为 10 分, 算子找到的解若优于当前的全局最优解, 则该算子增加

10 分;若优于当前解,则该算子也增加 10 分;若解可行,则该算子增加 5 分。算子权重更新公式为:

$$\text{新权重} = \text{旧权重} \times \text{缩减比例} + (1 - \text{缩减比例}) \times \frac{\text{本周期累积的新分值}}{\text{算子总使用次数}}。$$

3.3.3 破坏算子

随机破坏算子:从当前解中随机删除 c 个顾客点。

Shaw 破坏算子:该破坏算子由 Shaw^[18] 提出,基于 Shaw 规则随机选择 1 个顾客点和与之相似程度较高的顾客点,将 2 个节点删除,然后返回,再重新随机选择 1 个顾客点,若 c 为偶数,直到删除顾客点数量等于 c ;若 c 为奇数,直到删除顾客点刚好大于 c ,再将最后 1 组顾客删除点随机删除其中 1 个。顾客相似度考虑以下因素:顾客点之间的距离、服务开始时间差异、需求量差异以及是否在同一条配送线路。首先随机选择 1 个顾客点 i ,再计算并找出与之相似度最高的顾客点 j ,将这 2 个点移除。顾客点 i 和顾客点 j 之间的相似度 $R(i, j)$ 的计算方式如下:

$$\frac{1}{R(i, j)} = \alpha_1 d_{ij} + \alpha_2 |a_i - a_j| + \alpha_3 |q_i - q_j| + S_{ij}, \quad (24)$$

其中: α_1 、 α_2 和 α_3 为控制参数,一般取 $\alpha_1 = 0.75$, $\alpha_2 = \alpha_3 = 0.1$; S_{ij} 表示顾客点 i 和顾客点 j 是否在同一配送路线上,若在同一条配送路线,则相应值为 1,否则为 0。

充电链路破坏算子:从充电服务点集合中随机选取 1 个点,按顺序移除该点线路上的顾客点。如果线路上的顾客点数超过最大删除量 c ,则仅移除线路上前 c 个顾客点;若顾客点数未达到 c ,则重新选择充电服务点,直至累计删除 c 个顾客点为止。在 TOU 下,车辆到达充电站的剩余电量直接决定了充电时长和充电成本。若车辆以极低电量到达,可能被迫在高峰电价时段进行长时间充电。为此,本文设计了充电链路破坏算子,旨在专门解耦“充电站”与“前序服务客户”之间的强关联。不同于通用算子的随机点删除,该算子聚焦于充电站前的“耗电链路”,强制移除充电站之前的连续客户节点序列。通过彻底切断到达充电站的路径,消除旧的关联结构,迫使后续的插入算子在重构解时重新评估以下决策:路径重构将寻找一条能以更高剩余电量到达该站的新路径,从而缩短充电时间;站点更替,则在原有刚性连接断开后,算法有机会引导车辆前往距离更近或当前处于低谷电价时段的其他充电站,从而跳出局部最优。伪代码如算法 1 所示。

算法 1 充电链路破坏算子伪代码

输入:当前解 $Solution$, 目标移除数量 c , 充电站集合 J

输出:破坏后的新解

```

1: 识别当前解中所有已被访问的充电站位置列表  $J[(\text{路线 ID}, \text{站点位置 Index}), \dots]$ 
2: 初始化已移除客户列表  $Removed\ List = []$ 
3: While  $length(Removed\ List) < c$  do
4:     随机从  $J$  中选择一个目标充电站
5:     // 锁定该充电站前的整个行驶路段
6:     // 目的:切断到达该站的路径,重置车辆到达该站时的电量状态
7:      $Target\ Segment =$  获取路径前向片段的顾客节点( $Solution$ , 路线 ID, 起点  $\rightarrow$  目标充电站位置)
8:     计算剩余移除数量  $Remove\ Quantity = c - length(Removed\ List)$ 
9:     if  $Remove\ Quantity \geq c$  then
10:        选取  $Target\ Segment$  中前  $Remove\ Quantity$  个顾客节点
11:    Else
12:        选取  $Target\ Segment$  中全部客户,并重新选择新的充电服务点
13:    End If
14:    将所选顾客节点加入  $Removed\ List$ , 并从  $Solution$  中移除
15: End While
16: Return 新解

```

充电临近破坏算子:随机选定一个充电服务点,然后随机从该点的左侧或右侧依次删除顾客点。如果删除数量达到最大删除量 c ,则停止删除并转移到下一个路线;如果路线上的顾客点不足 c ,则重新选择充电服务点,

直至累计删除 c 个顾客点。由于 TOU 具有严格的时间窗特性,车辆到达和离开充电站的时间点对成本极为敏感。早到或晚到 15 min 可能意味着跨越了峰平电价的临界点(例如由平段进入峰段)。该算子旨在重构充电站周边的“服务簇”。不同于充电链路破坏算子侧重于改变到达状态,充电临近破坏算子随机选择移除充电站“前序”或“后序”的客户节点段。移除前序段能缩短或改变到达前的路径,从而让车辆“提前”到达充电站,可能抢在电价上涨前完成充电;移除后序段则能推迟或改变离开后的任务,调整充电后的服务时间窗,这种机制在时间维度上对车辆的充电窗口进行“前后推移”,使之更容易落入低谷电价时段。伪代码如算法 2 所示。

算法 2 充电临近破坏算子伪代码

输入:当前解 $Solution$, 目标移除数量 c , 充电站集合 J

输出:破坏后的新解

```

1: 识别当前解中所有已被访问的充电站位置列表  $J[(\text{路线 ID}, \text{站点位置 Index}), \dots]$ 
2: 初始化已移除客户列表  $Removed\ List = []$ 
3: While  $length(Removed\ List) < c$  do
4:     随机从  $J$  中选择一个目标充电站
5:     // 锁定该充电站前的整个行驶路段
6:     // 目的:切断部分到达该站的路径,重置车辆到达该站时的电量状态
7:      $Target\ Segment =$  以等概率选择左侧路经的顾客节点( $Solution$ , 路线 ID, 起点  $\rightarrow$  目标充电站位置)或右侧路径的顾客节点( $Solution$ , 路线 ID, 目标充电站位置  $\rightarrow$  终点)
8~14 与算法 1 相同
15: End While
16: Return 新解

```

3.3.4 插入算子

贪心插入算子:计算被删除的各个顾客点插入备选位置路径后,同时满足车辆承载质量的插入成本,选择成本最小的顾客点插入;若插入顾客点之后,车辆无法完成路径上的配送任务,选择充电成本与里程成本最小的充电服务点,插入到路径之中,以确保电动车辆能正常运行;再将待处理顾客点集合中的该顾客点删除。重复该步骤直到顾客点集合的点均插入解中。

后悔插入算子:计算删除的每个点插入路径后,同时满足车辆承载质量增加的成本,再根据顾客点重新放入路径产生的后悔值来选择再次放入的位置,并计算每个顾客点在所有可能的插入点中最优和次优插入位置所增加的成本差: $\Delta = \Delta f_2 - \Delta f_1$,其中 Δ 表示顾客点插入路径后成本的增量,按升序排列,第 j 位的增量值为 Δf_j 。找出成本差最大的顾客点,将之插入增加成本最小的位置,再将待处理顾客点集合中的该顾客点删除。重复该步骤直到顾客点集合的点均插入解中。

4 算例分析

本节首先通过多组小规模算例来验证 GA-ALNS 的寻优性能,然后通过多组大规模算例,与传统 GA 和 ALNS 算法进行比较以及考虑不同城市的 TOU,从运营成本、充电成本、充电策略等方面分析 TOU 对于车辆配送策略的影响。实验的计算机参数配置为 AMD Ryzen 7 7840HS(3.80 GHz)16 GB RAM,算法运行在 Python、MATLAB 7.1 平台。

4.1 测试用例

实验数据来源于 Solomon 数据库中改进的 EVRPTW 中经典测试算例 C 型、R 型和 RC 型。运行结果四舍五入,保留 2 位小数,其中最优解为 10 次求解的最优值,平均解为 10 次求解平均值,单位均为元。为了验证算法的有效性,将 GA、ALNS 算法、GA-ALNS 与 GUROBI 求解器进行对比。对于具有随机性的 GA、ALNS 算法和 GA-ALNS,每个算例独立运行 10 次以获取统计结果。对于确定性的 GUROBI 求解器,尽管多次运行的目标函数值一致,但考虑到计算机操作系统进程调度等因素导致的计算时间波动,为确保时间指标对比的公平性与严谨性,本文同样进行 10 次求解并记录平均运行时间,以此作为评估求解效率的基准。参数数据一部分来源于能耗模型,另一部分来源于现有成果设置模型及算法的参数取值^[16,19-21]的实验参数,其余参数经多次测试调优取得,详情见表 1。

表 1 实验参数设置表

Tab. 1 Experimental parameter settings

参数类型	参数名称	数值	参数类型	参数名称	数值
模型参数	γ	2	算法参数	种群大小 ^[21]	50
	ϵ	20		迭代次数 ^[19]	100
	θ	40		代沟 ^[21]	0.9
	ω_1	0.35		交叉率 ^[20]	0.7
	ω_2	0.99		变异率 ^[21]	0.9
	电动车行驶速度/(km·h ⁻¹)	60		算子初始权重 ^[16]	10
	配送中心电动车数量	25		随机删除量 c	5
	电动车每公里耗电量/(kW·h·km ⁻¹)	0.338		缩减比例	0.5
	顾客点单位需求质量/kg	5.0			

4.2 实验结果与分析

4.2.1 模型与算法的验证分析

为了评估模型的准确性与算法的有效性,本文通过 Python 调用 GUROBI 11.0.0 求解 EVRPTW 小规模算例,并将所得结果与 GA 以及 GA-ALNS 结果进行比较。由于算例规模较小时,时间窗分布较为分散。在苏州市内随机选取采用 TOU 的充电服务点,以该计价标准作为模型的电价计费标准,见表 2。设置车辆的最大承载质量均为 200 kg,对于 GUROBI 求解器,设定最大运行时间为 3 h,即 10 800 s,测试结果见表 3。第 1~4 列分别表示算例名称、充电服务点数量(D)、顾客点数量(C)和车辆电池容量(R);第 5~6 列表示 GUROBI 求得的 10 次解中的最优解及花费的求解时间;第 7~9 列表示 GA 的 10 次解中的最优解、花费的求解时间以及与 GUROBI 最优解的相对差值。文中算法之间的相对差值计算公式为:

$$\overline{x} = \frac{x_{\text{GUROBI}} - x_{\text{对比算法}}}{x_{\text{GUROBI}}} \times 100\%;$$

其中: $\overline{x}$ 表示相对差值, x_{GUROBI} 表示 GUROBI 的最优解, $x_{\text{对比算法}}$ 表示 GA 或 GA-ALNS 的最优解。

第 10~12 列表示 GA-ALNS 的求解结果。通过表 3 可以看出,当顾客数量为 5 时,三者的求解结果差距不大且求解时间较短;在求解第 2~4 个算例时,GUROBI 求解的速度和解的质量均比 GA、GA-ALNS 的求解结果差,GA 和 GA-ALNS 的相对差值均在 7.11% 以上;当求解第 5、6 个算例时,GUROBI 在 3 h 内未能找到最优解。相比之下,GA 和 GA-ALNS 仅需 80 s 即可获得满意解。实验结果证实,本文所提出的 GA-ALNS 能够迅速地为 EVRPTW 生成高质量的满意解,从而验证了该算法的有效性和实用性。

表 2 苏州市的 TOU

Tab. 2 Time-of-use in Suzhou

时段	常规充电价格/ (元·h ⁻¹)	快速充电价格/ (元·h ⁻¹)	时段	常规充电价格/ (元·h ⁻¹)	快速充电价格/ (元·h ⁻¹)
0:00—8:00	36.15	173.31	19:00—21:00	60.66	311.61
8:00—11:00	69.85	243.33	21:00—22:00	72.91	283.60
11:00—13:00	82.10	248.58	22:00—24:00	36.15	197.82
13:00—19:00	79.04	243.33			

4.2.2 算法寻优能力的对比分析

表 4 是 GA、ALNS 算法与 GA-ALNS 在较大规模算例中的运行结果,模型的电价计费标准见表 2。表 4 第 2~5 列分别表示充电服务点数量(D)、顾客点数量(C)、车辆电池容量(R)和车辆最大承载质量(Z);第 6~7 列为 GA 的运行结果,分别表示 10 次解中的最优解和平均解;第 8~9 列是 ALNS 算法的运行结果;第 10 列表示

ALNS 算法最优解与 GA 最优解的相对差值;第 11~12 列是 GA-ALNS 的运行结果;第 13 列表示 GA-ALNS 最优解与 GA 最优解的相对差值。在所有算例中,GA-ALNS 比传统 GA 找到的最优解更好,相对差值的平均值为 25.57%,且优于 ALNS 算法。图 2 是 2 种算法平均解的相对差距,计算公式与相对差值的计算公式类似,但公式中的最优解均需替换为相应的平均解。

表 3 小规模测试结果对比
Tab. 3 Comparison of small-scale test results

输入				GUROBI		GA			GA-ALNS		
算例	D/个	C/个	R/(kW·h)	最优解/元	时间/s	最优解/元	时间/s	相对差值	最优解/元	时间/s	相对差值
rc105C5	3	5	77.5	482.90	3.75	448.55	3.36	7.11%	448.55	15.93	7.11%
r103C10	2	10	60.63	423.64	294.87	340.27	2.94	19.68%	340.27	7.81	19.68%
r203C10	4	10	60.63	887.97	347.58	576.57	2.81	35.07%	575.30	9.56	35.21%
c208C15	3	15	77.5	1 731.42	576.54	1 431.74	11.00	17.31%	1 372.09	39.34	20.75%
r102C15	7	15	60.63	*	*	856.91	16.44	—	812.30	71.09	—
r107C20	6	20	60.63	*	*	461.60	8.82	—	392.79	20.36	—
平均值				881.48	305.68	685.94	7.56	19.79%	656.88	27.35	20.69%

注:“*”表示 GUROBI 求解器在规定时间内(3 h)内运行未得到可行解。

表 4 大规模算例结果
Tab. 4 Results of large-scale instances

输入					GA		ALNS			GA-ALNS		
算例	D/个	C/个	R/(kW·h)	Z/kg	最优解/元	平均解/元	最优解/元	平均解/元	相对差值	最优解/元	平均解/元	相对差值
c103C25	6	25	79.69	200	826.76	1 008.85	797.61	978.32	3.53%	692.69	762.05	16.22%
r102C25	7	25	62.14	200	943.26	1 105.63	923.65	998.24	2.08%	900.58	983.68	4.52%
rc101C25	7	25	79.69	200	1 318.96	1 543.22	1 179.28	1 295.39	10.59%	1 110.27	1 219.53	15.82%
c204C50	9	50	118.12	700	2 915.94	3 399.66	2 468.61	2 995.24	15.34%	2 006.28	2 500.94	31.20%
r107C50	10	50	62.28	200	3 030.16	3 495.18	2 212.84	2 671.84	26.97%	1 861.59	2 214.00	38.56%
rc106C50	10	50	79.69	200	4 851.33	5 802.941	3 419.60	3 891.15	29.51%	3 340.67	3 526.21	31.14%
c105C100	20	100	79.69	200	26 587.17	28 763.51	17 493.39	19 104.22	34.20%	13 820.09	16 847.09	48.02%
r211C100	20	100	198.8	1 000	7 110.63	7 616.32	6 440.24	6 665.31	9.43%	5 676.10	5 965.92	20.17%
rc203C100	20	100	209.92	1 000	10 529.42	11 345.72	8 594.33	8 967.89	18.38%	7 949.98	8 152.36	24.50%
平均值					6 457.07	7 120.11	4 836.62	5 285.29	16.67%	4 150.92	4 685.75	25.57%

从图 2 可以看出相对差距为正值,表明 GA-ALNS 所得的平均解均优于 GA,所以 GA-ALNS 所得最优解更小并不是偶然情况。图 3 是 GA、ALNS 算法和 GA-ALNS 运行结果的平均解与最优解之间的相对差值,计算公式为平均解与最优解的差,再除以平均解,最后乘以 100%。

由图 3 可以得出 GA-ALNS 的求解稳定度要优于 GA,略优于 ALNS 算法。

综上所述,GA-ALNS 寻找最优解的能力和稳定度均较 GA 和 ALNS 算法更好。

4.2.3 TOU 对运营策略的影响性分析

本节将对是否考虑 TOU 的 EVPRTW 进行比较,并进一步研究考虑 TOU 的 EVPRTW 充电策略以及在不同城市的 TOU 政策下 GA-ALNS 的适用情况。为了更好地进行对比分析,减少其他因素对分析结果产生的影响,将电动车的电池容量统一设置为 77.5 kW·h,车辆承载质量设置为 200 kg。由于算例规模较小时,车辆充电需求不强,因此,本文随机选取共 15 组顾客点规模为 50、75 和 100 算例,用以分析是否考虑 TOU 以及车辆不

同充电策略下的影响效果。为了检验 GA-ALNS 的适用性,本文随机选取了 3 组顾客点规模分别为 50、75、100 的算例进行分析。

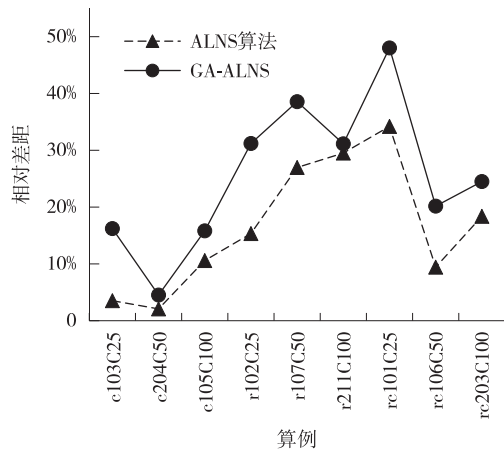


图2 算法平均解的相对差距对比

Fig. 2 Comparison of relative gaps in average solutions of algorithms

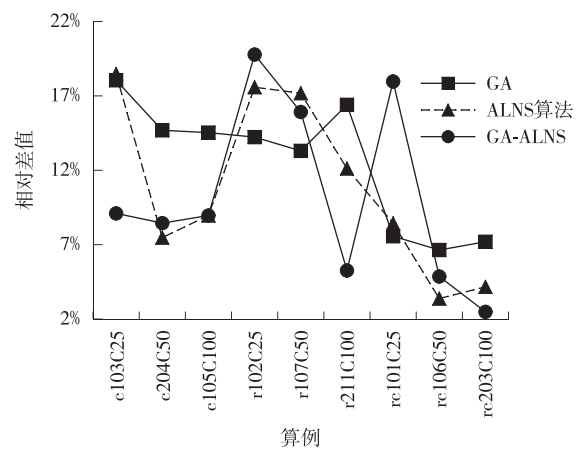


图3 算法平均解与最优解的相对差值对比

Fig. 3 Relative difference comparison between algorithms' average and optimal solutions

1) 是否考虑 TOU 对运营策略的影响性分析

本节分析中,考虑 TOU 的模型电价采用表 2 的计费标准。而在统计不同城市的充电桩的电价时,有一小部分充电桩未实施 TOU 政策,仍采取全时段同一电价的模式,因此,不考虑 TOU 的模型电价则随机选取苏州市 1 个全时段同一电价的充电桩电价。根据式(3),将算法输出结果的整体运营成本、充电成本等参数进行对比分析。图 4 为 2 种模型的运营成本的相对差值对比,差值计算公式为:未考虑 TOU 和考虑 TOU 的运营成本之差除以前者,最后乘以 100%。

图 5~8 为 2 种模型充电总成本、常规充电成本、快速充电成本以及车辆行驶成本的对比。表 5 为运营成本中各类成本占比。实验结果显示,算例中顾客点规模为 50 个时,考虑 TOU 的充电总成本和快速充电成本均高于未考虑 TOU 的情况;算例中顾客点规模分别为 75 个和 100 个时,大部分情况下,考虑 TOU 的运营成本、充电总成本、常规充电成本和快速充电成本要低于未考虑 TOU 的情况;不同规模的算例在大多数情况下,考虑 TOU 的车辆行驶成本低于未考虑 TOU 的情况;从各部分成本占比的角度来看,未考虑 TOU 的充电总成本平均占比略高于考虑 TOU 的情况,而考虑 TOU 的车辆等待机会成本平均占比略高于未考虑 TOU 的情况。上述现象可以解释为对于规模较小的顾客点,由于车辆数量有限以及运营灵活性不足,难以将充电作业转移到低电价时段,导致配送任务车辆集中在高峰时段进行充电作业;而顾客点规模较大的算例,配送任务车辆的数量多且运营灵活性较强,当车辆电量不足,需要进行途中补能时,不仅需要考虑车辆驶往充电服务点的距离及行驶时间,还需要综合权衡充电时段、充电价格和充电模式。相较于固定电价情形,TOU 政策下不同时间段的充电价格存在差异,车辆可通过高速充电服务点、充电时机及充电模式,尽可能避开高电价时段并利用低电价时段,从而扩大可行充电策略的选择范围,降低充电成本,优化各项成本构成,最终实现运营成本的降低。

2) 考虑 TOU 的电动车充电策略对比分析

在考虑 TOU 的 EVPRTW 充电策略中,模型电价标准见表 2,对算法输出结果中的成本、充电次数进行分析。图 9~10 展示了考虑 TOU 的 EVPRTW 在不同充电策略下的成本与充电次数。实验结果显示,算例中顾客点规模为 50 个和 75 个时,电动车更倾向于选择快速充电模式,所以此时快速充电成本远高于常规充电成本;顾客点规模达到 100 个时,电动车选择不同充电模式,成本和使用频数之间的差异并不明显。产生这一结果是因为算例中顾客点规模较小时,配送任务量和电动车数量相对较少,选择快速充电模式可以在短时间内提供足够的电量,这样在节省时间的同时可以减少其他运营费用,例如早到等待机会成本与晚到惩罚成本;随着算例中顾客点规模的扩大,电动车配送任务变得更加复杂和密集,有更多的常规充电服务点可以被纳入配送路线优化中,可选择充电模式也更多,电动车可以根据实际需求和条件灵活选择最合适的充电方式,以达到成本效益和效

率的平衡。

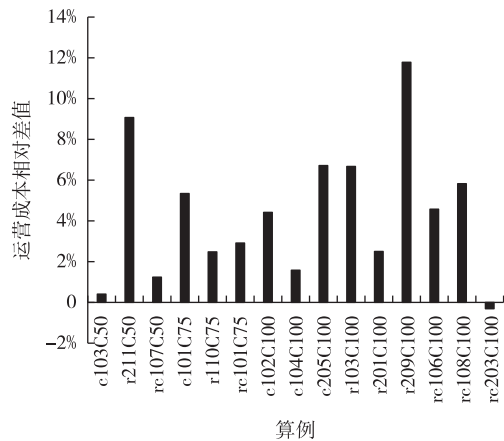


图 4 运营成本相对差值对比

Fig. 4 Comparison of relative difference in operating costs

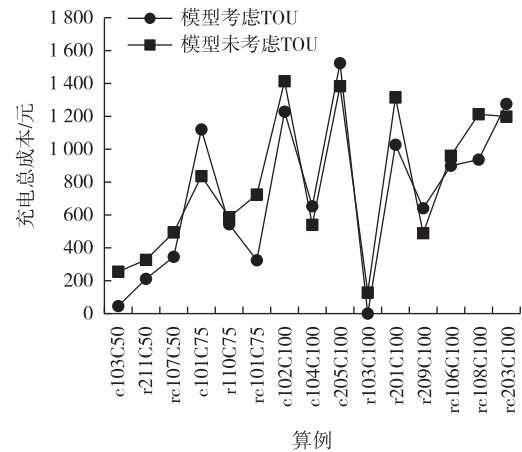


图 5 充电总成本对比

Fig. 5 Comparison of total charging costs

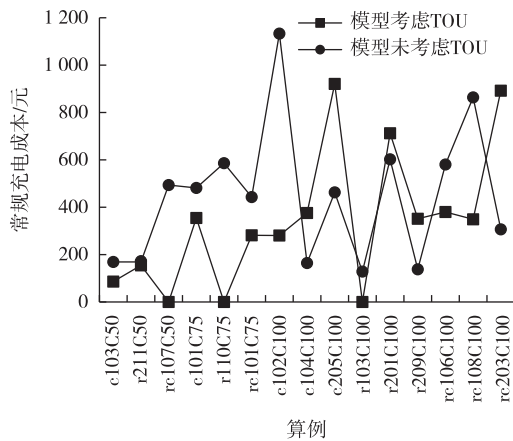


图 6 常规充电成本对比

Fig. 6 Comparison of regular charging costs

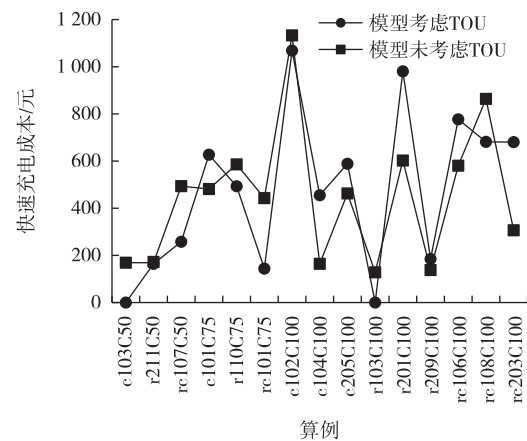


图 7 快速充电成本对比

Fig. 7 Comparison of fast charging costs

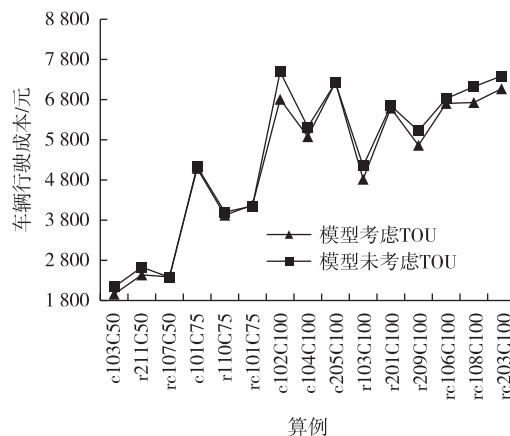


图 8 车辆行驶成本对比

Fig. 8 Comparison of vehicle travel costs

3) 不同城市的 TOU 政策下算法适用性分析

下面讨论在不同城市的 TOU 政策下 GA-ALNS 的适用情况。随机选取 11 个城市充电服务点的 TOU 作为研究对象,从运营总成本和充电总成本这 2 个方面进行分析。图 11~12 展示了不同城市 TOU 下运营成本和

充电总成本。实验结果显示,顾客点规模分别为 50 个和 75 个时,不同城市的 TOU 对整体运营成本和充电总成本影响不大;顾客点规模达到 100 个时,不同城市的整体运营成本和充电总成本具有较为明显差异。上述现象可以解释为在算例中顾客点规模较小时,电力需求相对较低,使得不同城市的 TOU 变化对运营成本和充电总成本的影响也较小;当算例的顾客点规模较大时,受到不同城市的 TOU 政策影响较大,主要在于 TOU 政策如何分时和电价定价这 2 个方面。而这 2 个方面是受到城市整体的用电情况的影响,其中分时是政府根据城市实际整体用电情况制定,电动车充电电价制定方面,是由政府制定峰谷分时基础电价、相关成本和充电服务点的利润空间共同决定,平均定价高的城市,充电总成本较其他城市也更高。从图 11 和 12 可以看出,本文所设计的 GA-ALNS 适用于大部分城市的 TOU 政策。

表 5 运营成本中各部分成本占比
Tab. 5 Proportion of each cost component in operating costs

算例	考虑 TOU 的车辆各类成本占运营总成本比例				未考虑 TOU 的车辆各类成本占运营总成本比例			
	行驶成本 占比	充电总成本 占比	等待机会 成本占比	时间惩罚 成本占比	行驶成本 占比	充电总成本 占比	等待机会 成本占比	时间惩罚 成本占比
c103C50	56.80%	1.32%	7.72%	34.16%	61.75%	7.37%	6.64%	24.24%
r211C50	74.55%	6.46%	15.85%	3.14%	73.14%	9.10%	13.07%	4.70%
rc107C50	46.58%	6.73%	0.62%	46.07%	45.80%	9.50%	0.62%	44.08%
c101C75	39.83%	8.77%	10.15%	41.25%	38.04%	6.19%	8.44%	47.32%
r110C75	58.95%	8.16%	1.33%	31.56%	58.63%	8.59%	1.44%	31.34%
rc101C75	50.90%	3.96%	2.04%	43.11%	49.13%	8.58%	1.64%	40.65%
c102C100	46.63%	8.41%	10.38%	34.57%	49.06%	9.26%	9.37%	32.32%
c104C100	72.79%	8.09%	9.90%	9.22%	74.57%	6.58%	10.40%	8.45%
c205C100	38.49%	8.11%	34.20%	19.20%	35.85%	6.87%	36.56%	20.72%
r103C100	65.83%	0.00%	2.69%	31.48%	65.63%	1.64%	2.78%	29.95%
r201C100	53.34%	8.32%	20.71%	17.63%	52.50%	10.38%	16.99%	20.14%
r209C100	66.16%	7.49%	21.37%	4.98%	62.05%	5.04%	19.60%	13.31%
rc106C100	56.80%	7.62%	1.39%	34.18%	55.16%	7.76%	1.55%	35.52%
rc108C100	62.71%	8.73%	0.83%	27.73%	62.49%	10.65%	0.74%	26.12%
rc203C100	63.38%	11.44%	15.61%	9.57%	66.44%	10.78%	15.57%	7.21%
平均占比	56.92%	6.91%	10.32%	25.86%	56.68%	7.89%	9.69%	25.74%

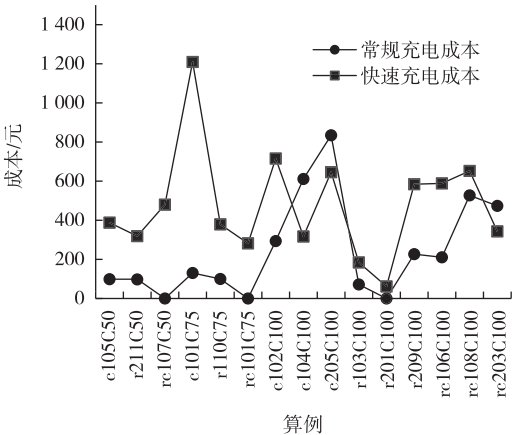


图 9 考虑 TOU 时不同充电模式成本对比
Fig. 9 Comparison of costs for different charging modes

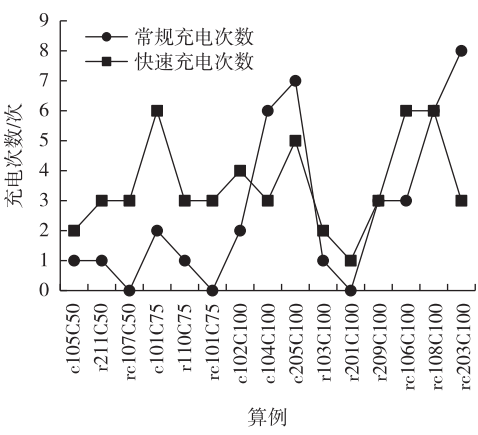


图 10 考虑 TOU 时不同充电模式充电次数对比
Fig. 10 Comparison of charging frequency for different charging modes

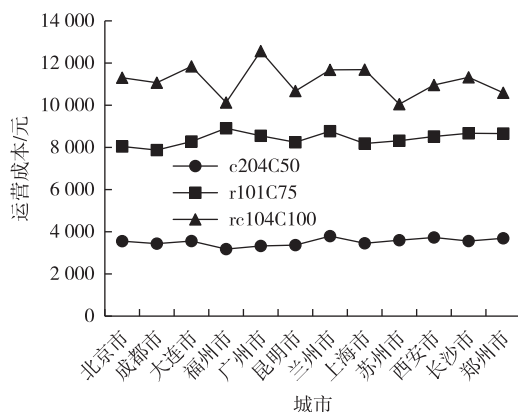


图 11 不同城市 TOU 下运营成本对比

Fig. 11 Comparison of operating costs under TOU prices in different cities

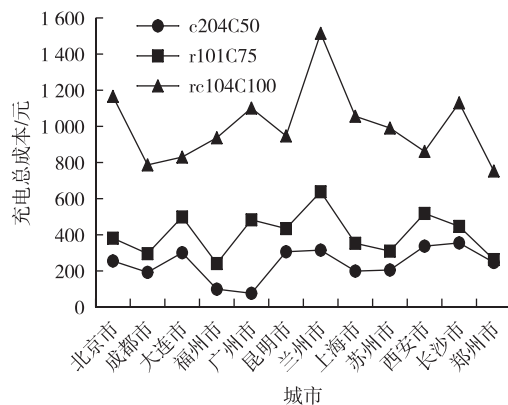


图 12 不同城市 TOU 下充电成本对比

Fig. 12 Comparison of charging costs under TOU prices in different cities

5 结论

本文在 TOU 政策背景下,以物流电动配送车辆为研究对象,探讨车辆路径及在途充电策略的问题,建立了该问题的整数规划数学模型,并给出了解决该问题的启发式算法 GA-ALNS。通过模型求解与算例比较,本文得出了如下结论。

1) 本文设计的 GA-ALNS 对 TOU 政策下的 EVRPTW 有着更强的求解能力。

在求解考虑 TOU 政策的 EVRPTW 时,核心是考虑非线性电价下电动车在途充电问题,随着顾客点规模的增加,求解的复杂程度呈指数增长。GUROBI 求解器的算法核心是精确算法,此类算法在求解大规模算例时,需要很长时间才能得出最优解;传统 GA 求解该问题时,随着顾客点规模增加,仍能在短时间内找到解决方案,但 GA 容易陷入局部最优解,解的质量较差;而 ALNS 算法则在局部搜索方面表现出色,但全局搜索能力有限。本文设计的 GA-ALNS,结合了 GA 的全局搜索能力和 ALNS 算法的局部搜索能力,在不同规模的算例中,求解速度较快且解的质量好;在不同城市的 TOU 政策下,GA-ALNS 也能快速求解出不同规模算例的最优解,算法的适应性强。

2) 当配送顾客点数量增长时,实施 TOU 政策能使配送车辆充电策略集空间更大,进而使得充电总成本的优化空间更大。

在实际配送过程中,当电动车电量不足时,充电策略不仅依据充电速率和电价,还需要综合考虑车辆驶往充电服务点的距离、行驶时间、充电价格和充电模式。随着配送顾客点数量的不断增长,顾客点的空间分布情况变得更加复杂,配送所需的车辆数量和可考虑的充电服务点数量也随之增加。而在固定电价情境下,由于电价灵活度差,起决定因素的则是车辆到充电服务点的距离,因此充电策略集合的空间扩展效果不够显著;而在实施 TOU 政策的情景下,所考虑的充电策略范围可以横跨多个峰谷分时时段,车辆能更好地平衡距离成本和充电成本,从而使得在配送顾客点数量增长时,配送车辆的充电策略拥有更广阔的集合空间,进而使得充电总成本的优化空间更大。而实践中,顾客需求点规模扩张是物流企业发展的必然趋势,所以,该结论的假设条件与现实高度契合,具有可信度基础。

上述 2 条结论对于物流企业运营决策具有较高的实践价值,可进一步结合现实形成对物流企业运营决策的 3 点建议:

1) 在 TOU 政策的影响下,物流企业面临着如何优化充电成本的挑战。为了应对这一挑战,企业可以考虑采用智能调度系统,通过精确的路线规划和充电服务点的选择来缩短车辆行驶距离并减少行驶时间。同时,企业还可以规划在电价较低的时段进行车辆充电,以此有效降低充电成本。

2) 随着 TOU 政策的实施,物流企业可与充电服务点建立长期合作关系,共同商议充电电价,实现双方的共赢。此外,企业还可以考虑建立自有的充电设施,以更加适应顾客需求点的空间分布和时间窗要求,提高顾客满意度。

3) 企业可通过数据分析,监控和评估不同城市的 TOU 政策对运营成本的影响,以做出更好的战略决策,并选择合适的城市来拓展配送业务。在这个过程中,企业还要持续关注各地电价政策的动态变化,适时调整配送路径及充电策略。

当然,本文的研究在应用层面还存在不足,主要表现在当前模型假设车辆速度一定、充电速率恒定、忽略电池损耗、忽略交通时变等。未来可考虑放松这些假设,构建更动态、更复杂的模型。

参考文献:

- [1] Kucukoglu I, Dewil R, Cattrysse D. The electric vehicle routing problem and its variations: a literature review[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 161: 107650.
- [2] Li D F, Li Z H, Li X J, et al. Optimization method of time-of-use electricity price for the cost savings of power grid investment[J]. Frontiers in Energy Research, 2024, 12: 136116.
- [3] Lin B, Ghaddar B, Nathwani J. Deep reinforcement learning for the electric vehicle routing problem with time windows[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (8): 11528-11538.
- [4] 欧名勇, 陈仲伟, 谭玉东, 等. 基于峰谷分时电价引导下的电动汽车充电负荷优化[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35 (5): 54-59.
Ou Mingyong, Chen Zhongwei, Tan Yudong, et al. Optimization of electric vehicle charging load based on peak-to-valley time-of-use electricity price[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35 (5): 54-59.
- [5] 刘长石, 李君宇, 易鲲鹏, 等. 分时电价背景下电动车配送-充电/放电路径规划[J]. 控制与决策, 2025, 40 (3): 794-802.
Liu Changshi, Li Junyu, Yi Kunxiang, et al. Electric vehicle routing with charging/discharging under time-of-use electricity prices[J]. Control and Decision, 2025, 40 (3): 794-802.
- [6] 杜千, 南丽君, 陈彦如. 考虑众包场景的电动车动态需求车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30 (7): 2588-2607.
Du Qian, Nan Lijun, Chen Yanru. Electric vehicle routing problem with dynamic demand in context of crowdsourcing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30 (7): 2588-2607.
- [7] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. Management Science, 1959, 6 (1): 80-91.
- [8] Ochelska-Mierzejewska J, Poniszewska-Marańda A, Marańda W. Selected genetic algorithms for vehicle routing problem solving[J]. Electronics, 2021, 10 (24): 3147.
- [9] Min J N, Jin C, Lu L J. Split-delivery vehicle routing problems based on a multi-restart improved sweep approach[J]. International Journal of Simulation Modelling, 2019, 18 (4): 708-719.
- [10] Lou P, Zhou Z K, Zeng Y H, et al. Vehicle routing problem with time windows and carbon emissions: a case study in logistics distribution[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2024, 31 (29): 41600-41620.
- [11] 范厚明, 白雪, 田攀俊, 等. 速度时变下多越库中心协同的库门分配及车辆路径优化[J]. 中国管理科学, 2024, 32 (4): 108-119.
Fan Houming, Bai Xue, Tian Panjun, et al. Door assignment and time-dependent vehicle routing problem with multiple cross-docks[J]. Chinese Journal of Management Science, 2024, 32 (4): 108-119.
- [12] 张歆悦, 靳鹏, 胡笑旋, 等. 时间依赖型多配送中心带时间窗的开放式车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2024, 32 (1): 146-157.
Zhang Xinyue, Jin Peng, Hu Xiaoxuan, et al. Research on the time-dependent multi-depot open vehicle routing problem with time windows[J]. Chinese Journal of Management Science, 2024, 32 (1): 146-157.
- [13] Duan Y R, Hu Y S, Wu P. An adaptive large neighborhood search heuristic for the electric vehicle routing problems with time windows and recharging strategies[J]. Journal of Advanced Transportation, 2023 (1): 1200526.
- [14] Zhu Y F, Lee K Y, Wang Y H. Adaptive elitist genetic algorithm with improved neighbor routing initialization for electric vehicle routing problems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 16661-16671.
- [15] 周鲜成, 李松明, 王莉, 等. 考虑非线性能耗的时间依赖型电动车辆路径模型及改进的鲸鱼优化算法[J]. 中国管理科学, 2026, 34 (3): 214-225.
Zhou Xiancheng, Li Songming, Wang Li, et al. Research on time dependent electric vehicle routing model with nonlinear energy consumption and an improved whale optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Management Science, 2026, 34 (3): 214-225.
- [16] 郭放, 杨珺, 杨超. 基于货物分类配送的电动汽车路径优化与换电策略研究[J]. 运筹与管理, 2018, 27 (9): 33-44.

- Guo Fang, Yang Jun, Yang Chao. Study on the electric vehicle routing problem and pattery swapping strategy in the presence of cargo category[J]. Operations Research and Management Science, 2018, 27 (9): 33-44.
- [17] 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.
- [18] Shaw P. A new local search algorithm providing high quality solutions to vehicle routing problems[R]. Glasgow: APES Group, Department of Computer Science, University of Strathclyde, 1997: 46.
- [19] 马云峰, 李纪豪, 杨习杰, 等. 考虑订单可拆分的多周期柔性配送车辆路径问题[J]. 重庆师范大学学报 (自然科学版), 2025, 42 (4): 1-13.
- Ma Yunfeng, Li Jihao, Yang Xijie, et al. Flexible periodic vehicle routing problem with splitting orders[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2025, 42 (4): 1-13.
- [20] Adulyasak Y, Cordeau J F, Jans R. Optimization-based adaptive large neighborhood search for the production routing problem[J]. Transportation Science, 2014, 48 (1): 20-45.
- [21] Yang J, Sun H. Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles [J]. Computers & Operations Research, 2015, 55: 217-232.

Operations Research and Cybernetics

Research on Distribution Route Optimization Problem for Electric Logistics Vehicles Considering Peak-Valley Time-of-Use Electricity Price

DENG Xilong, LIU Yadong

(School of Economics and Management, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The introduction of the peak-valley time-of-use (TOU) electricity price policy creates opportunities to further optimize delivery routes and charging strategies for logistics distribution services using electric vehicles. Accordingly, based on the TOU policy, this paper constructs an integer programming mathematical model with comprehensive cost objectives for the electric vehicle distribution route optimization problem with soft time windows in logistics. A genetic algorithm-adaptive large neighborhood search (GA-ALNS) is designed to solve the above problem. Numerical examples of different scales verify the effectiveness and applicability of the proposed algorithm. The impacts of the TOU policy on operational strategies are compared and analyzed from multiple perspectives, including operating costs, charging costs, charging schemes, and electricity prices in different cities. Model calculations and case analyses draw the following conclusions: GA-ALNS is more effective in solving the soft time window electric vehicle routing optimization problem under the TOU policy. The computational results reveal that the TOU policy expands the optional range of vehicle charging strategies as the number of customer nodes rises, effectively reducing the total operating cost. On the basis of these findings, several heuristic recommendations are put forward to provide theoretical support for logistics enterprises to make operational decisions for cost reduction.

Keywords: peak-valley time-of-use electricity price; electric vehicle; charging strategy; adaptive large neighborhood search algorithm; soft time windows

(责任编辑 黄 颖)