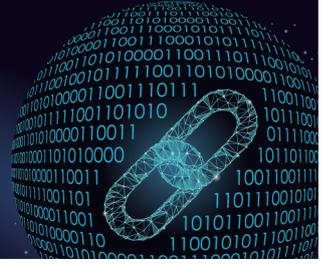




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



电量消耗不确定下充电站选址-路径问题

王单, 周泓, 郑伟博

引用本文:

王单,周泓,郑伟博. 电量消耗不确定下充电站选址-路径问题[J]. *控制与决策*, 2024, 39(10): 3422–3430.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0231>

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>

电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述

A survey of cooperative optimization of traffic-grid networks in the era of electric vehicles

控制与决策. 2021, 36(9): 2049–2062 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1736>

超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time

控制与决策. 2021, 36(6): 1387–1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

工序加工时间不确定的可重入调度问题的求解

Solution of reentrant scheduling problem with uncertain processing time

控制与决策. 2021, 36(5): 1127–1136 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1036>

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>

电量消耗不确定下充电站选址-路径问题

王单¹, 周泓^{2†}, 郑伟博³

- (1. 北京物资学院 物流学院, 北京 101149;
2. 北京航空航天大学 经济管理学院, 北京 100191;
3. 中国航天标准化研究所, 北京 100071)

摘要: 随着社会各界对绿色可持续发展的高度重视, 环境友好型电车逐渐在物流配送中占据主要地位. 然而, 相比于传统燃油车, 电车配送里程更短, 因此在进行电车路径规划过程中, 充电站是一个重要的因素. 而实际中, 外界因素引起的电量消耗不确定会影响充电站的选址. 对此, 针对电量消耗不确定下充电站选址-路径问题进行研究, 导出鲁棒优化模型. 为了求解大规模算例, 提出基于自适应大邻域算法框架搭建的改进启发式算法, 该算法采用新算子, 并结合局部搜索提高搜索效率. 数值实验表明, 所提出的模型具有较好的稳健性, 所设计的算子具有较强的搜索能力, 这对于实际生活中的充电站选址-路径问题具有较强的现实意义.

关键词: 电车; 不确定; 选址-路径问题; 鲁棒优化; 自适应大邻域搜索

中图分类号: C931 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0231

引用格式: 王单, 周泓, 郑伟博. 电量消耗不确定下充电站选址-路径问题[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3422-3430.

Electric location routing problem under energy consumption uncertainty

WANG Dan¹, ZHOU Hong^{2†}, ZHENG Wei-bo³

- (1. Logistics School, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China;
2. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100191, China;
3. China Astronautics Standard Institute, Beijing 100071, China)

Abstract: With the growing attention to the sustainability, the environmentally friendly electric vehicles gradually occupy a major position in logistics distribution. However, due to the limited travel distance, the electric vehicles need to visit recharging stations. In real life, the uncertainty of electricity consumption affects the location of charging stations. Therefore, this paper studies the electric location routing problem under energy consumption uncertainty. The mathematical model of the problem is given in combination with robust optimization theory. To solve large-scale computing instances, this paper constructs an algorithm as well as several new neighborhoods based on the adaptive large-neighborhood algorithm. Computational experiments show that the proposed model performs well and is suitable for real life.

Keywords: electric vehicle; uncertainty; location-routing problem; robust optimization; adaptive large variable neighborhood search

0 引言

近年来,随着工业的发展,空气污染已经不容忽视,应运而生的绿色物流已成为当今的研究热点之一. 在我国,《促进道路货运行业稳定发展行动计划(2017-2020年)》中明确指出,国家将全面推动城市货运车辆电动化进程. 在2022年10月16日召开的中华人民共和国第20次全国代表大会上,习近平总书记又一次强调了发展绿色物流. 如今,电车被大量使用于城市配送,然而相比于传统燃油车,电车续航里程短,因此充电站在电动化过程中是不可或缺的重要因

素. 如何科学合理地规划电车的配送路线,是当今行业内的研究重点.

目前,研究表明优化公共充电站的选址可以最大程度地提高充电站的使用效率. Dong等^[1]基于实际采集的数据,为公共充电站进行了选址;Arslan等^[2]研究了油电混合和纯电车的充电站选址问题,并提出了一个精确算法;Chen等^[3]进一步考虑了充电设施的容量、路线的选择以及车辆在充电站处的等待时长等因素;Ghamami等^[4]则研究了实际情况下车流量对充电站选址的影响.

收稿日期: 2023-03-01; 录用日期: 2023-11-03.

基金项目: 北京物资学院青年科研基金项目(2023XJQN18).

责任编委: 唐加福.

[†]通讯作者. E-mail: h_zhou@buaa.edu.cn.

最先探讨充电站选址-路径问题(electric location routing problem, ELRP)的是 Yang 等^[5],他们提出了一个两阶段算法:首先优化换电站的选址位置,然后基于换电站的位置优化配送路线.但他们仅研究换电的情况,换电站往往忽略了换电时间,使得问题比较容易求解.但是换电站的成本较高,而实际生活中充电站更为常见.因此, Schiffer 等^[6]探讨了考虑充电站的选址-路径问题,且讨论涵盖了多种充电方式的选择; Hof 等^[7]进一步考虑电车行驶过程中出现停车的情况,进而研究了考虑换电站的选址-路径模型; Yang 等^[8]额外考虑了真实的路网空间结构、车辆的混合取货、服务时间等约束条件; Li 等^[9]则构建了双层模型,即将选址作为上层模型,将路径问题作为下层模型进行优化.

目前路径研究大多集中于确定问题,而实际生活中存在大量不确定因素,例如交通临时管制、道路拥堵以及电车充电排队等.因此,一些学者研究了不确定环境下的电车路径问题,如: Keskin 等^[10]、Tan 等^[11]以及 Nejad 等^[12]研究了不确定环境下的电车路径问题; Gendreau 等^[13]、Zhang 等^[14]考虑了客户需求量存在随机发生变化的情况;孙秉珍等^[15]考虑了充电中断情景;吴廷映等^[16]研究了载重对耗电率的影响.

对于不确定性问题,常见的优化方法有随机优化和鲁棒优化方法.随机优化需要假设研究对象的概率分布为已知^[17],而估计电车单位时间耗电量的分布需要较多的先验假设,往往与现定情况差别较大,因此采用了鲁棒优化理论.鲁棒优化思想首先由 Soyster 提出^[18],通过考虑所谓的“最坏情况”来解决线性规划问题的不确定性,但 Soyster 定义的最坏情况为不确定性参数的取值区间两端,过于保守.基于此, Bertsimas 等^[19]提出了预算不确定集合,即通过一个预算系数和预算满足程度系数来限制模型处理不确定参数的保守性质.该方法目前已广泛应用于求解不确定情况下的路径问题^[20-21].

虽然目前已有关于不确定环境下的电车路径规划问题的研究,但针对不确定环境下的充电站选址-路径问题的研究非常少.研究表明,尽管电车在理想状态下最大行驶里程可以达到 200 km 以上,但它实际的电池蓄电性能常常会受到外界环境的干扰^[22-23].综上,考虑电量消耗不确定的情况,本文研究电量消耗不确定下充电站选址-路径问题(electric location routing problem under energy consumption uncertainty, ELRP-ECU),给出鲁棒优化模型,提出基于自适应大邻域算法框架搭建的改进启发式算法,通

过采用新算子提高搜索效率.

1 问题描述

ELRP-ECU 包含一个仓库、多辆电车、多个用于建设充电站(仅有一种充电模式)的备选位置以及多个客户点.电车从仓库出发访问客户点,服务完成后返回仓库,途中可以经过充电站进行电量补给,充即充满,当到达客户点时应满足客户时间窗和物资量需求,电车的电量消耗存在一定的不确定性.其中,客户点处的时间窗为硬时间窗,早于或晚于该时间窗均存在惩罚项.可以建设充电站的备选位置,包含客户点以及其他独立的点,且所有点的位置均已知.

ELRP-ECU 定义在一个完全图 $G = (V, A)$ 上, V 为所有点集, A 为所有弧集合.存在如下假设: 1) 充电站需求量为 0; 2) 电车不允许连续访问多个充电站; 3) 电车匀速行驶; 4) 电车在服务客户点过程中没有额外电量消耗; 5) 每个充电站内设置足够数量的充电桩; 6) 车辆的单位时间内电量消耗 h_{ij} 不确定, $h_{ij} \in [\bar{h}_{ij} - \hat{h}_{ij}^k, \bar{h}_{ij} + \hat{h}_{ij}^k]$, \bar{h}_{ij} 为理想状态下的电量消耗情况, \hat{h}_{ij}^k 为电车 k 电量消耗的最大波动.

2 充电站选址-路径模型

ELRP-ECU 模型中的变量定义和释义见表 1.

表 1 变量说明

变量	释义
V_0	出发仓库点 0
V_{n+1}	返回仓库点 $\{n+1\}$
V_C	所有的客户点集合
V_R	所有充电站的备选位置集合
S_i	点 $i \in \{V_C \cup V_R\}$
S	所有虚拟点集合 $(\bigcup_{i \in V_C \cup V_R} S_i)^{[23]}$
V	集合 $V = V_C \cup V_R \cup S$
K	电车车辆集合
$\delta^-(i)$	$\delta^-(i) = \{j \in V : (i, j) \in A\}$
$\delta^+(i)$	$\delta^+(i) = \{j \in V : (j, i) \in A\}$
c_f	电车启用成本
c_h	电车的单位电量消耗成本
c_b	充电站的建设成本
q_i	客户点 i 处的需求量
s_i	客户点 i 处的服务时长
M	足够大的实数
r	电车在充电站处的充电速率
\bar{h}_{ij}	电车经过 (i, j) 的单位时间电量消耗情况
t_{ij}	电车在匀速状态下由 i 点到 j 点的行驶时长
$[e_i, l_i]$	点 i 的时间窗, e_i 为允许车辆开始服务的最早时间, l_i 为允许车辆开始服务的最晚时间
B	电车电池的满电电量
Q	电车的最大载货量
T	电车完成所有配送任务的最晚时间
u_i^k	k 车到达 i 点时的车辆载货量
y_i	0-1 决策变量, 1 代表 i 处建立充电站, 否则为 0
t_i^k	k 车到达 i 点的时间
b_i^k	k 车到达 i 点时的剩余电量
x_{ij}^k	0-1 决策变量, 1 代表电车 k 经过弧 (i, j) , 否则为 0

定义目标函数包含车辆启用费用、启用充电站的费用以及电量消耗的费用^[24],即

$$\min c_f \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_R \cup V_C} x_{0j}^k + c_b \sum_{i \in V_{0,n+1} \setminus S} y_i + c_h \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A} \tilde{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k. \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in \delta^+(j)} x_{ij}^k = 1, \forall j \in V_C; \quad (2)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in \delta^-(i)} x_{ij}^k = \sum_{k \in K} \sum_{(j,i) \in \delta^+(i)} x_{ij}^k, \forall i \in V; \quad (3)$$

$$\sum_{(i,j) \in \delta^+(j)} x_{ij}^k \leq y_j, \forall j \in V_R \cup S, k \in K; \quad (4)$$

$$y_i \geq y_j, \forall i \in V \setminus S, j \in S; \quad (5)$$

$$t_j^k \geq t_i^k + (t_{ij} + s_i) x_{ij}^k - T(1 - x_{ij}^k), \forall i \in V_C, j \in V \setminus i, k \in K; \quad (6)$$

$$t_j^k \geq t_i^k + (B - b_i^k) \setminus r - T(1 - x_{ij}^k), \forall i \in V_R, j \in V \setminus i, k \in K; \quad (7)$$

$$e_i \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in \delta^-(i)} x_{ij}^k \leq t_i^k \leq l_i \sum_{(i,j) \in \delta^-(i)} x_{ij}^k, \forall i \in V_C, k \in K; \quad (8)$$

$$u_j^k \leq u_i^k - q_i x_{ij}^k + Q(1 - x_{ij}^k), \forall i, j \in V_0 \cup V_C \cup V_R, i \neq j, k \in K; \quad (9)$$

$$b_j^k \leq b_i^k - \tilde{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k + B(1 - x_{ij}^k), \forall i, j \in V_0 \cup V_C \cup V_R, i \neq j, k \in K; \quad (10)$$

$$b_j^k \geq B - \tilde{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k + B(1 - x_{ij}^k), \forall i, j \in V_0 \cup V_C \cup V_R, i \neq j, k \in K; \quad (11)$$

$$0 \leq b_i^k \leq B, \forall i \in V, k \in K; \quad (12)$$

$$0 \leq u_i^k \leq Q, \forall i \in V, k \in K; \quad (13)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i \in V, k \in K; \quad (14)$$

$$y_i \in \{0, 1\}, \forall i \in V. \quad (15)$$

约束(2)表明每一个客户点仅被一辆电车访问一次;约束(3)为车辆流量约束,即进入一个点的车流量等于该点出来的车流量;约束(4)为针对充电站的选址约束,当且仅当该点设立充电站时,车辆才可进行充电访问;约束(5)同样为充电站的选址约束,为实际的点与虚拟的点之间的一种对应关系;约束(6)为车辆经过客户点处的到达时间约束;约束(7)为车辆经过充电站的时间约束;约束(8)为客户点处时间窗的约束;约束(9)为车载量的约束;约束(10)为车辆经过客户点处的电量约束;约束(11)为车辆经过充电站的电量约束;约束(12)~(15)为各个决策变量的取值范

围.

3 基于鲁棒优化的充电站选址-路径问题

已知电车 k 经过弧 (i, j) 的单位时间电量消耗最差情况为 $h_{ij} = \bar{h}_{ij} + \hat{h}_{ij}^k$,但实际生活中电车经过所有弧均出现最差电量消耗的情况概率较低,因此使用预算不确定集合^[19].定义电车 k 经过的所有弧上的电量总消耗为 $\sum_{(i,j) \in A} h_{ij} = \sum_{(i,j) \in A} \bar{h}_{ij} + \sum_{(i,j) \in A} \beta_{ij}^k \hat{h}_{ij}^k$,其中 β_{ij}^k 为 k 车电量消耗发生波动的程度.定义参数 β_{ij}^k 的不确定集合为 $U_e = \times_{k \in K} U_e^k$,对于 U_e^k ,本文引入参数 Γ^k 以表示每辆电车行驶过程中发生的整体电量消耗的波动情况.定义 U_e^k 如下:

$$U_e^k = \left\{ \beta^k \in R^{|A^k|} \mid |\beta_{ij}^k| \leq 1, \sum_{(i,j) \in A^k} |\beta_{ij}^k| \leq \Gamma^k, \Gamma^k = \theta_0 + \theta \sum_{(i,j) \in A^k} x_{ij}^k \right\}. \quad (16)$$

其中: θ_0, θ 为不确定预算参数^[21], A^k 为车辆 k 行驶过的弧的集合, $|A^k|$ 为弧的数量.

定理1 ELRP-ECU模型的鲁棒对等式为

$$\min f' = c_f \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_R \cup V_C} x_{0j}^k + c_b \sum_{i \in V_{0,n+1} \setminus S} y_i + c_h \sum_{k \in K} \left(\sum_{(i,j) \in A^k} \bar{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k + \lambda_k \theta_0 + \theta \sum_{(i,j) \in A^k} u_{ij}^k + \sum_{(i,j) \in A^k} \sigma_{ij}^k \right). \quad (17)$$

s.t. 式(2) ~ (9), (12) ~ (15);

$$\bar{h}_{ij} t_{ij} + \hat{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k \leq b_i^k - b_j^k + B(1 - x_{ij}^k), \forall i, j \in V_0 \cup V_C \cup V_R, i \neq j, k \in K; \quad (18)$$

$$\bar{h}_{ij} t_{ij} + \hat{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k \leq B - b_j^k, \forall i, j \in V_0 \cup V_C \cup V_R, i \neq j, k \in K; \quad (19)$$

$$\lambda_k + \sigma_{ij}^k \geq \hat{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k, \forall (i, j) \in A^k; \quad (20)$$

$$u_{ij}^k \geq \lambda_k - M(1 - x_{ij}^k), \forall k \in K, \forall (i, j) \in A^k; \quad (21)$$

$$u_{ij}^k \geq 0, \forall k \in K, \forall (i, j) \in A^k; \quad (22)$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k \in K; \quad (23)$$

$$\sigma_{ij}^k \geq 0, \forall k \in K, \forall (i, j) \in A^k. \quad (24)$$

证明 将式(16)代入ELRP-ECU模型,则目标函数(1)可以写为

$$\min c_f \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_R \cup V_C} x_{0j}^k + c_b \sum_{i \in V_{0,n+1} \setminus S} y_i + c_h \left(\sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A} \bar{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k + \right.$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A^k} \beta_{ij}^k \hat{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k \quad (25)$$

式(25)存在以下子问题:

$$\max \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A^k} \beta_{ij}^k \hat{h}_{ij} t_{ij} x_{ij}^k, \forall k \in K. \quad (26)$$

$$\text{s.t.} \sum_{(i,j) \in A^k} |\beta_{ij}^k| \leq \theta_0 + \theta \sum_{(i,j) \in A^k} x_{ij}^k, \forall k \in K; \quad (27)$$

$$|\beta_{ij}^k| \leq 1, \forall (i,j) \in A^k, k \in K. \quad (28)$$

根据强对偶定理,式(26)转化为

$$\min \left(\lambda_k \left(\theta_0 + \theta \sum_{(i,j) \in A^k} x_{ij}^k \right) + \sum_{(i,j) \in A^k} \sigma_{ij}^k \right); \quad (29)$$

s.t. 式(20), (23) ~ (24).

引入虚拟变量 $u_{ij}^k = \lambda_k x_{ij}^k$, 将式(29)线性化, 可得

$$\min \lambda_k \theta_0 + \theta \sum_{(i,j) \in A^k} u_{ij}^k + \sum_{(i,j) \in A^k} \sigma_{ij}^k, \quad (30)$$

其中 u_{ij}^k 满足式(21)和(22). 将式(30)代入(29), 取 $h_{ij} = \bar{h}_{ij} + \hat{h}_{ij}^k$, 定理即可得证. □

4 改进的自适应大邻域搜索算法

4.1 算法概述

ELRP-ECU 为 NP-hard 问题, 因为该问题包含 CVRP. 为求解大规模算例, 本文结合大邻域搜索和问题本身的性质, 设计一种基于自适应大邻域搜索算法 (adaptive large neighborhood search, ALNS) 的改进算法, 即 HALNS-LS (hybrid ALNS and local search algorithm). HALNS-LS 算法伪代码如下.

算法伪代码

输入: 移除算子集合 D , 修复算子集合 R , 最大迭代次数 η^{\max} ;

输出: 所求得的当前最优解 x_{best} .

- 1) 生成初始解 x_{initial} .
- 2) $x_{\text{best}}, x_{\text{current}} \leftarrow x_{\text{initial}}$;
- 3) $j \leftarrow 1$;
- 4) D, R 中所有算子给定初始选择概率, $P_d (d \in D), P_r (r \in R)$;
- 5) while $j \leq \eta^{\max}$:
- 6) 根据轮盘赌规则选择移除以及修复算子, 得到新解 x_{temp} ;
- 7) if $f_{\text{eva}}(x_{\text{temp}}) < \delta \Delta f_{\text{eva}}(x_{\text{best}})$,
- 8) 采用局部搜索算法得到新解 x_{new} ,
- 9) else $x_{\text{new}} \leftarrow x_{\text{temp}}$;
- 10) if $f_{\text{eva}}(x_{\text{temp}}) < f_{\text{eva}}(x_{\text{best}})$,
- 11) $x_{\text{current}}, x_{\text{best}} \leftarrow x_{\text{new}}$,
- 12) else
- 13) if $f_{\text{eva}}(x_{\text{new}}) < f_{\text{eva}}(x_{\text{current}})$,
- 14) $x_{\text{current}} \leftarrow x_{\text{new}}$,
- 15) else 模拟退火接收准则接收 x_{new} ;
- 16) 更新 P_d, P_r 以及模拟退火参数, $j = j + 1$.

首先, 基于节约里程^[25] 以及局部搜索算法构造高质量初始解. 其次, 进行移除、修复操作, 其中, 根据问题性质设计 Worst-charge Usage RSs Removal、Shaw Removal 移除算子, 以及 Energy- k -Based Insertion、Time- k Insertion 修复算子. 设当前解为 x_{current} , 采用算子后的解为 x_{temp} , 移除或者插入的成本变化定义为 $f_{\text{eva}}(x_{\text{current}}) - f_{\text{eva}}(x_{\text{temp}})$. 再次, 将局部搜索算法应用于修复后的解, 设计 Best-Relocate、RSInRe、Best-Exchange 局部搜索算子. 最后, 采用模拟退火接收准则进行解的接收, 并自适应地调整各算子权重.

4.2 解的表示

此算法中采用非负自然数进行编码. 其中: 数字 0 代表出发仓库点; $\{1, 2, \dots, m\}$ 代表客户点; $\{m + 1, \dots, n\}$ 代表充电站备选位置; $n + 1$ 为返回仓库点 (相当于终止标记). 图 1 为一个解的示例: 包含仓库点 (出发记为 0, 返回记为 6), 客户点为 $\{1, 2, 3, 4\}$, 备选位置为 $\{1, 2, 3, 4, 5\}$, 则一个解的表示为 $(0, 1, 3, 5, 4, 2, 6)$.

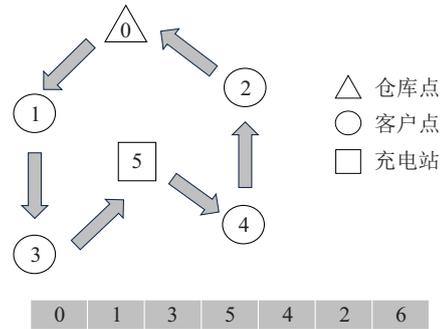


图 1 解的示例

4.3 初始解的构造

step 1: 构建所有客户点与仓库点的闭合路径;

step 2: 由节约里程算法, 根据容量、时间窗约束将上述路径进行合并, 得到初始路径;

step 3: 根据后面的 4.8 节局部搜索算法来优化初始路径;

step 4: 针对电量约束进行充电站选址: 在备选位置处建设充电站, 直至初始路径的评价函数中关于电量的惩罚项为 0.

4.4 评价函数以及解接收准则

设解 R 有 m 条路径, $R = \{r^1, r^2, \dots, r^m\}$, $r^k \in R, k \in K$. r^k 中的客户点记为 r_c^k , r^k 中的充电站记为 r_b^k . 对于每一条路径 r^k , 评价函数如下:

$$f_{\text{eva}}(R) = f(R) + \delta_t^1 \sum_{k=1}^m T_e^k + \delta_t^2 \sum_{k=1}^m T_l^k + \delta_e \sum_{k=1}^m E^k + \delta_q \sum_{k=1}^m Q^k. \quad (31)$$

其中: $f(R)$ 为式(17)的值; δ_t^1 、 δ_t^2 、 δ_e 、 δ_q 为惩罚因子;
 $T_l^k = \sum_{i \in r_c^k} (\max(t_i^k - l_i, 0) + \max(t_{n+1}^k - T, 0))$,
 $T_e^k = \sum_{i \in r_c^k} \max(e_i - t_i^k, 0)$ 为时间窗惩罚量; $E^k = \sum_{i \in r_c^k \cup r_b^k} \max(-b_i^k, 0)$ 为电量惩罚量; $Q^k = \max(\sum_{i \in r_c^k} q_i - Q, 0)$ 为容量惩罚量。

新解的接收准则为模拟退火准则, 即: 如果 $f_{eva}(x_{temp}) < f_{eva}(x_{best})$, 则接收解 x_{temp} ; 反之, x_{temp} 的接收概率为 $e^{(-f_{eva}(x_{temp}) + f_{eva}(x_{best}))/T_0}$. 取随机数 $p \in (0, 1)$, 当接收概率小于 p 时, 接收该解; 反之拒绝. T_0 为当前温度. 算法初始时, 给定一个初始温度, 之后每次迭代该温度需要乘以系数 $\gamma \in (0, 1)$, 当迭代 ε 次后, 当前温度值恢复至初始温度.

4.5 更新权重

算法初始时刻, 所有移除以及修复算子的初始权重 w_j 均相同. 移除算子为 $P_j = w_j / \sum_j w_j, j \in D$; 修复算子为 $P_j = w_j / \sum_j w_j, j \in R$.

每一轮算法迭代的最后, 所有移除、修复算子都会被赋予分值 $s_i > 0 (i = 1, 2, 3)$. 若当前算子提高了当前最优解、当前解, 或者使得当前解变差, 则相应的算子权重会被增加 s_1 、 s_2 、 s_3 三种不同的分值. 之后, 在新的权重的基础上根据权重计算规则计算新的选择概率. 每一轮迭代之后, 将采用轮盘赌的方法对于移除以及修复算子进行选择.

4.6 移除算子

本算法中采用的移除算子分为以下两部分.

第1部分针对充电站, 选择 Swap perfect facility、Drop^[24] 算子以及所构造的 Worst-charge Usage RSs Removal 移除算子.

Worst-charge Usage RSs Removal 算子旨在保留充电效率最高的充电站, 即将当前使用充电站中选择充电效率最低的进行移除. 定义充电效率如下: 对于路径中所有充电站, 计算所有车辆到达该充电站剩余电量的均值, 均值越大的充电站其充电效率越低.

第2部分针对客户点, 设要移除的客户点的个数为 n_r , 则采用 Random Removal、Worst Removal、Worst Energy Removal、Random Route Removal^[21] 算子. 对于 Shaw Removal 算子, 本文针对问题特性进行了改造.

Shaw removal 算子旨在移除相似的客户点. 客户点 i 与客户点 j 之间的相似值 $R(i, j)$ 计算如下:

$$R(i, j) = \lambda_1 \frac{d_{ij}}{\max_{(l,m) \in A} d_m} + \lambda_2 \alpha_{ij} + \lambda_3 \frac{|q_i - q_j|}{\max_{(l,m) \in A} q - \min_{(l,m) \in A} q} + \lambda_4 \left(\frac{|l_i - l_j|}{\max_{(l,m) \in A} l - \min_{(l,m) \in A} l} + \frac{|e_i - e_j|}{\max_{(l,m) \in A} e - \min_{(l,m) \in A} e} \right) + \lambda_5 \frac{h_{ij} t_{ij}}{\max_{(l,m) \in A} h_{lm} t_{lm}}. \quad (32)$$

其中: d_{ij} 为 (i, j) 距离, $\lambda_1 \sim \lambda_5$ 均为权重. 首先, 随机选择一个要移除的客户点 i 进入集合 S ; 然后, 计算其余客户点与 i 之间的相似值, 将所有相似值由小到大进行排序, 选择第 $\lfloor |S| e^{\lambda_{shaw}} \rfloor^{\text{th}}$ 个位置的客户点 j 进行移除, 进入集合 S ; 重复上述操作直至 n_r 个客户点全部被移除. 参数 ε 在 $[0, 1)$ 内随机取值, 其目的用于增大随机性.

4.7 修复算子

对应于移除算子, 修复算子同样分为两部分.

第1部分针对充电站, 当移除充电站之后, 选择 Add^[24] 算子进行充电站插入.

第2部分针对客户点, 将移除的客户点全部插回路径中. 除了采用已有的 Regret- k Insertion^[10] 算子 (k 取值为 2、3), 本文设计如下两个算子:

1) Energy- k -Based Insertion. 对于待插入的客户点, 计算每一个客户点插入路径中的最优位置以及插入第 k 个最优位置的路径电量消耗的差值, 按照差值由大到小的顺序将客户点依次插入路径中. 本文采用 $k = 2$ 以及 $k = 3$.

2) Time- k Insertion. 对于待插入的客户点, 计算客户点插入最优位置以及插入第 k 个最优位置的总行驶时间的差值, 按照差值由大到小的顺序将客户点依次插入路径中. 本文采用 $k = 2$ 以及 $k = 3$.

4.8 局部搜索算法

每次自适应大邻域算法迭代之后, 采用局部搜索算法优化当前解. 采用邻域 2-opt*^[26] 以及设计以下 3 种搜索邻域:

1) Best-Relocate. 此邻域对客户点进行操作, 本文将移除的客户点插入另一条路径中或者当前路径中的最优位置, 即评价函数值增加最小的位置.

2) RSInRe. 基于 Schneider 等^[26] 的算子进行调整. 定义弧 (v, w) , v 为充电站, w 为客户点, 当存在充电站 u 使得 (u, w) 的评价函数值更小时, 将充电站进行更换.

3) Best-Exchange. 此邻域针对客户点, 即将交换的客户点分别插入另一条路径中或当前路径中的最

优位置(即评价函数值增加最小).

5 数值实验以及结果分析

5.1 实验描述以及参数设置

本文使用 Schneider 等^[26]为 EVRPTW 问题设计的算例. 客户点的需求量在 50~450 kg 之间随机生成. 根据客户点的分布情况, 算例分为 6 种类型: C1、

C2 为簇状分布客户点, R1、R2 为均匀分布客户点, RC1、RC2 为两种分布的混合. 算例参数见表 2, 取 $h_{ij}^k = 20\% \bar{h}_{ij}$ ^[21]. 使用 Python3.8, 在 Intel 电脑配置为 16 G RAM 的 3.19 GHz 的台式电脑上运行.

5.2 小规模算例的结果

对于小规模(客户点小于 15)算例, 将 HALNS-LS 与求解器 GUROBI9.1.1 进行对比, 结果见表 3. 其中: “备选” 列表示可建充电站的位置, “数量” 列表示最优解中充电站的数量, 求解运行时间为 s , 粗体为最优解. HALNS-LS 中算例均独立运行 10 次, 输出最优值和均值. 设 GUROBI 的最大运行时间为 7 200 s, 设 HALNS-LS 的终止规则为最后 50 次迭代中最优解无改进. 根据表 3, HALNS-LS 的求解时间较短, 算例均在 10 s 内即可求得最优解; 当客户点大于 15 时 GUROBI 的求解时间将大于 4 000 s.

表 2 算例参数值

参数	值	参数	值
B	100/(kW·h)	c_r	200/\$
Q	3 650/kg	θ	0.22
r	20/(kW·h)	S_1	20
v	45/(km/h)	S_2	10
θ_0	4.22	S_3	0
c_m	0.16/(\$/km)	T_0	20
c_e	2.4/\$	γ	0.1
c_f	1 200/\$	ε	50

表 3 HALNS-LS 与 GUROBI 求解小规模算例结果

算例	备选	GUROBI			HALNS-LS			
		最优值	数量	时间/s	最优值	均值	数量	时间/s
C101C5	7	1 830.04	1	0.33	1 830.04	1 830.04	1	0.35
R104C5	7	1 888.73	1	0.45	1 888.73	1 888.73	1	0.40
RC105C5	8	1 826.30	1	0.49	1 826.30	1 826.30	1	0.56
RC204C5	8	1 222.52	1	0.45	1 222.52	1 222.52	1	0.23
C104C10	13	3 236.58	1	5.72	3 236.58	3 236.58	1	4.75
R203C10	14	1 832.65	1	23.7	1 832.65	1 832.65	1	1.28
RC102C10	13	2 580.94	1	27.09	2 580.94	2 580.94	1	2.01
RC205C10	13	2 450.41	1	20.94	2 450.41	2 450.41	1	1.89
R102C15	22	3 810.86	2	4 691.45	3 810.86	3 810.86	2	3.74
RC103C15	19	3 665.04	2	4 200.08	3 665.04	3 665.04	2	2.77
RC108C15	19	3 954.05	2	4 304.06	3 954.05	3 954.05	2	6.75
RC204C15	21	4 087.13	3	4 405.32	4 087.13	4 087.13	3	5.58

5.3 算子表现

本节研究 Worst-charge Usage RSs Removed、Shaw Removal、Energy- k -Based Insertion、Time- k Insertion 算子, 以及改进的局部搜索算子 Best-Relocate、RInRe、Best-Exchange 的计算性能. 算子的权重可以反映算子找到比当前解/最佳解可接受/更好解的能力. 本节随机选择含有 100 个客户点、121 个充电站备选位置的大规模算例.

表 4 展示了 HALNS-LS 在算例上迭代 1 000 次后不同算子的权重. 可以看出, 本文算子在迭代过程中可以提升当前最优解, Shaw Removal、Energy- k -Based Insertion、Time- k Insertion、Best-Relocate、Best-Exchange 改进效果均高于 0.85.

为进一步探索所提出算子获得最优解的能力,

本文进行了深入分析, 详见表 5. 其中: %UBest 为算子的最优解更新次数占总最优解更新次数的百分比, %IUsage 为算子使用次数占总迭代次数的百分比. 设置各算法迭代次数为 1 000.

由表 5 可知, Shaw Removal、Energy- k -Based Insertion、Best-Relocate 算子具有更好的性能, 而 RInRe 在寻优方面明显低于其他算子. 为了进一步验证此算子在算法中存在的必要性, 表 6 给出了没有某个算子(记为 No*) 时 HALNS-LS 算法性能以及 HALNS-LS 算法性能的比较结果, 设置算法终止规则为 1 000 s. 表 6 表明本文所提出的 HALNS-LS 有着更好的性能表现, 尽管 RInRe 算子并不能找到新的最优解, 但仍有助于最优解的探索. 结果表明, 周期后的优化过程可以将目标提高 6.57%.

表4 算子在算例集迭代1000次后的权重

算例	移除算子权重		插入算子权重		局部搜索算子权重		
	Worst-charge Usage RSs Removed	Shaw Removal	Energy- <i>k</i> -Based Insertion	Time- <i>k</i> Insertion	Best-Relocate	RInRe	Best-Exchange
C101_21	0.65	0.87	0.86	0.89	0.91	0.65	0.89
C201_21	0.71	0.89	0.87	0.88	0.95	0.68	0.87
R101_21	0.80	0.91	0.91	0.89	0.93	0.81	0.90
R201_21	0.81	0.92	0.94	0.90	0.93	0.82	0.91
RC101_21	0.79	0.96	0.95	0.92	0.92	0.73	0.94
均值	0.75	0.91	0.91	0.90	0.93	0.74	0.90

表5 算子在算例集上的性能(%Ubest/%IUsage)

算例	移除算子权重		插入算子权重		局部搜索算子权重		
	Worst-charge Usage RSs Removed	Shaw Removal	Energy- <i>k</i> -Based Insertion	Time- <i>k</i> Insertion	Best-Relocate	RInRe	Best-Exchange
C101_21	0.59	1.87	2.01	1.03	1.03	0.25	0.71
C201_21	0.10	1.03	1.56	0.85	2.05	0.08	0.76
R101_21	0.78	1.22	0.95	0.95	1.54	0.87	1.05
R201_21	0.73	0.98	0.88	0.72	0.96	0.34	1.61
RC101_21	0.05	0.84	0.91	0.85	1.33	0.56	0.62
均值	0.45	1.19	1.26	0.88	1.38	0.42	0.95

表6 没有某个算子时HALNS-LS性能表现

算例	HALNS-LS	No Worst-charge Usage RSs Removed/%	No Shaw Removal/%	No Energy <i>k</i> -Based Insertion/%	No Time- <i>k</i> Insertion/%	No Best-Relocate/%	No RInRe/%	No Best-Exchange/%
C101_21	16 700.14	0.53	3.37	2.01	6.38	10.02	10.06	8.70
C201_21	16 520.43	7.34	5.43	4.27	5.68	11.14	10.93	7.32
R101_21	23 181.51	0.46	5.63	4.40	6.50	6.74	6.45	4.18
R201_21	21 403.31	1.69	5.18	4.20	7.02	2.24	4.00	7.81
RC101_21	18 164.04	6.74	3.49	5.64	3.76	4.66	1.43	7.26
均值	—	3.35	4.62	4.10	5.87	6.96	6.57	7.05

表7 HALNS-LS和ALNS-Schiffer算法的求解比较

算例	目标值(HALNS-LS)				目标值(ALNS-Schiffer)				Gap/%
	最优值	均值	标准差	数量	最优值	均值	标准差	数量	
C101_21	13 714.94	13 712.38	0.01	8	18 305.40	18 302.53	0.07	10	-25.08
C102_21	13 786.78	13 781.86	0.00	8	18 247.94	18 239.55	0.08	10	-24.44
C103_21	12 311.11	12 307.28	0.08	8	15 978.53	15 975.43	0.09	9	-22.96
C104_21	12 854.81	12 850.81	0.00	8	16 713.37	16 711.07	0.04	9	-23.10
C105_21	11 927.49	11 926.4	0.02	8	15 972.13	15 963.62	0.10	9	-25.29
C201_21	14 747.57	14 737.78	0.00	10	18 114.61	18 106.91	0.04	10	-18.61
C202_21	14 558.56	14 558.22	0.01	10	18 806.19	18 796.32	0.01	10	-22.55
C203_21	15 657.81	15 654.27	0.08	10	19 606.16	19 601.93	0.06	11	-20.14
C204_21	16 590.88	16 586.63	0.00	11	21 259.92	21 253.55	0.02	11	-21.96
C205_21	14 581.86	14 572.81	0.07	10	18 090.39	18 081.00	0.01	13	-19.40
R101_21	24 308.92	24 301.62	0.06	14	28 716.41	28 712.08	0.06	14	-15.36
R102_21	21 111.83	21 102.15	0.06	14	24 689.87	24 684.02	0.02	14	-14.51
R103_21	18 012.44	18 008.24	0.07	14	22 428.61	22 425.12	0.00	14	-19.70
R104_21	14 867.97	14 860.81	0.01	15	19 716.84	19 715.17	0.01	15	-24.62
R105_21	18 321.05	18 316.14	0.00	14	22 750.49	22 744.85	0.05	14	-19.47
R201_21	18 196.39	18 192.85	0.06	12	23 039.60	23 034.27	0.05	15	-21.02
R205_21	17 410.7	17 409.07	0.01	12	22 160.36	22 160.29	0.00	15	-21.44
RC101_21	31 514.58	31 509.41	0.07	13	34 997.45	34 994.85	0.02	13	-9.96
RC102_21	33 659.66	33 651.05	0.01	14	36 777.20	36 772.63	0.03	14	-8.49
RC103_21	30 096.47	30 092.09	0.07	14	33 835.40	33 830.39	0.02	14	-11.05

5.4 本文算法与其他算法的对比

将 HALNS-LS 与 Schiffer 等^[24] 的算法 (记为 ALNS-Schiffer) 进行对比, 以验证 HALNS-LS 中所提算子的有效性. 比较结果见表 7. 此处采用大规模算例, 该算例均考虑 100 个客户点、121 个充电站的备选位置.

设置两者算法终止条件均为最大运行时间 3600 s, 算例均独立运行 10 次, 其中

$$\text{Gap} = \frac{\text{均值}(\text{HALNS} - \text{LS}) - \text{均值}(\text{ALNS} - \text{Schiffer})}{\text{均值}(\text{ALNS} - \text{Schiffer})} \times 100\%.$$

可以看出, HALNS-LS 在寻找最优解方面具有较强的优势.

5.5 确定性模型和不确定性模型的对比

接下来进行确定性模型 ($h_{ij} = \bar{h}_{ij}$)、不确定性模型 (基于鲁棒优化的 ELRP-ECU 模型) 的对比, 求解结果见表 8. 当 $h_{ij} = \bar{h}_{ij}$ 时, 针对各算例求 ELRP-ECU 模型的解 (记为“确定”). 当 h_{ij} 满足式 (16) 时, 针对各算例求基于鲁棒优化的 ELRP-ECU 的解 (记为“鲁棒”). “均值”列代表将 $h_{ij} = \bar{h}_{ij}$ 代入“确定”“鲁棒”解的情况, “最大”代表将 $h_{ij} = \bar{h}_{ij} + \hat{h}_{ij}^k$ 代入“确定”“鲁棒”解的情况, “-”为不可行.

表 8 确定性模型和不确定性模型的对比

算例	均值		最大	
	确定	鲁棒	确定	鲁棒
C104C10	2854.94	2888.23	-	2915.37
R203C10	1832.45	1871.57	-	1901.71
C103C15	3076.83	3083.20	-	3089.23
C208C15	3084.10	3128.40	-	3134.43
RC108C15	3040.51	3066.59	4372.92	3999.25
RC202C15	3094.07	3146.03	-	3173.60
C104_21	23592.57	23607.62	-	25655.94
RC105_21	16981.47	16992.05	-	17053.83

结果表明: 当车辆单位时间电量消耗为最大值, 即 $h_{ij} = \bar{h}_{ij} + \hat{h}_{ij}^k$ 时, 确定性模型几乎无法完成配送任务, 或者需要高额的成本完成配送; 而不确定性模型 (基于鲁棒优化的 ELRP-ECU 模型) 在两种电量消耗情况下均能以可接受的成本完成配送任务. 综上, 基于鲁棒优化的 ELRP-ECU 模型具有较强的实际应用价值.

6 结 论

以往的充电站选址-路径问题模型通常忽略了外界环境引起电车电量消耗不确定的情况, 对此, 本文研究了电量消耗不确定下充电站选址-路径问题

(ELRP-ECU). 研究表明, 在发生不确定的情况下, 本文所探讨的问题能够给出成本较低的鲁棒运输方案.

本文对 ELRP-ECU 构造模型, 并提出了 HALNS-LS 算法, 将该算法与局部搜索算法相结合, 并构造了新的算子和邻域来寻优. 对于小规模算例, HALNS-LS 可以在几秒内快速得到最优解. 为了进一步验证所提出算子的有效性, 与文献 [24] 的算法进行了对比, 结果表明, HALNS-LS 在寻找近似最优解上具有较大优势. 最后, 为了验证 ELRP-ECU 的鲁棒性, 与确定性模型进行了对比, 结果表明, 本文模型能够在最小化运输成本以及风险规避方面具有较强的优势.

未来工作将以本文为基础, 对模型进行扩展研究, 例如考虑不同类型充电站并存的情况, 电车充电不确定性以及如何结合更多的实际数据来分析研究本文的问题.

参考文献 (References)

- [1] Dong J, Liu C Z, Lin Z H. Charging infrastructure planning for promoting battery electric vehicles: An activity-based approach using multiday travel data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 38: 44-55.
- [2] Arslan O, Karaşan O E. A Benders decomposition approach for the charging station location problem with plug-in hybrid electric vehicles[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 93: 670-695.
- [3] Chen R, Qian X W, Miao L X, et al. Optimal charging facility location and capacity for electric vehicles considering route choice and charging time equilibrium[J]. Computers & Operations Research, 2020, 113: 104776.
- [4] Ghamami M, Kaviani-pour M, Zockaie A, et al. Refueling infrastructure planning in intercity networks considering route choice and travel time delay for mixed fleet of electric and conventional vehicles[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 120: 102802.
- [5] Yang J, Sun H. Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles[J]. Computers & Operations Research, 2015, 55: 217-232.
- [6] Schiffer M, Walther G. The electric location routing problem with time windows and partial recharging[J]. European Journal of Operational Research, 2017, 260(3): 995-1013.
- [7] Hof J, Schneider M, Goeke D. Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an AVNS algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stops[J]. Transportation

- Research Part B: Methodological, 2017, 97: 102-112.
- [8] Yang S Y, Ning L J, Shang P, et al. Augmented Lagrangian relaxation approach for logistics vehicle routing problem with mixed backhauls and time windows[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2020, 135: 101891.
- [9] Li Y, Zhang P W, Wu Y F. Public recharging infrastructure location strategy for promoting electric vehicles: A bi-level programming approach[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 172: 2720-2734.
- [10] Keskin M, Çatay B. Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 65: 111-127.
- [11] Tan B, Chen H, Zheng X, et al. Two-stage robust optimization dispatch for multiple microgrids with electric vehicle loads based on a novel data-driven uncertainty set[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 134: 107359.
- [12] Nejad M M, Mashayekhy L, Grosu D, et al. Optimal routing for plug-In hybrid electric vehicles[J]. *Transportation Science*, 2017, 51(4): 1304-1325.
- [13] Gendreau M, Jabali O, Rei W. The 50th anniversary invited article-future research directions in stochastic vehicle routing[J]. *Transportation Science*, 2016, 50(4): 1163-1173.
- [14] Zhang S, Chen M Z, Zhang W Y. A novel location-routing problem in electric vehicle transportation with stochastic demands[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 221: 567-581.
- [15] 孙秉珍, 杨佳楠, 白军成, 等. 充电中断情景下电动汽车充电站两阶段多目标区间选址优化决策[J]. *控制与决策*, 2022, 37(4): 1005-1014.
(Sun B Z, Yang J N, Bai J C, et al. A two-stage multi-objective interval location optimization decision of electric vehicle charging station under charging interruption scenario[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(4): 1005-1014.)
- [16] 吴廷映, 孙灏. 考虑载重影响耗电率的电动车车辆路径问题[J]. *控制与决策*, 2023, 38(2): 483-491.
(Wu T Y, Sun H. Electric vehicle routing problem with time window and linear weight-related discharging[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(2): 483-491.)
- [17] Alvarez A, Cordeau J F, Jans R, et al. Inventory routing under stochastic supply and demand[J]. *Omega*, 2021, 102: 102304.
- [18] Soyster A L. Technical note — Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming[J]. *Operations Research*, 1973, 21(5): 1154-1157.
- [19] Bertsimas D, Sim M. The price of robustness[J]. *Operations Research*, 2004, 52(1): 35-53.
- [20] Fontana M W. Optimal routes for electric vehicles facing uncertainty, congestion, and energy constraints[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2013.
- [21] Pelletier S, Jabali O, Laporte G. The electric vehicle routing problem with energy consumption uncertainty[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2019, 126: 225-255.
- [22] Asamer J, Graser A, Heilmann B, et al. Sensitivity analysis for energy demand estimation of electric vehicles[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2016, 46: 182-199.
- [23] Yi Z G, Bauer P H. Effects of environmental factors on electric vehicle energy consumption: A sensitivity analysis[J]. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2017, 7(1): 3-13.
- [24] Schiffer M, Walther G. An adaptive large neighborhood search for the location-routing problem with intra-route facilities[J]. *Transportation Science*, 2018, 52(2): 331-352.
- [25] 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.
- [26] Schneider M, Stenger A, Goeke D. The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations[J]. *Transportation Science*, 2014, 48(4): 500-520.

作者简介

王单(1993—), 女, 讲师, 博士, 从事物流系统优化、供应链管理研究, E-mail: wang_dan1003@163.com;

周泓(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 从事生产与物流系统中的优化调度理论及方法、智能启发式优化算法、供应链管理研究, E-mail: h_zhou@buaa.edu.cn;

郑伟博(1989—), 男, 工程师, 博士, 从事供应链管理、质量管理研究, E-mail: zhengweibowf@163.com.