

控制与决策

Control and Decision

轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究

曹慕昆, 王逸诚, 刘新龙, 戴维

引用本文:

曹慕昆, 王逸诚, 刘新龙, 等. 轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2739–2747.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0929>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[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>

[基于模糊-两阶段超效率SBM的电网应急能力动态综合评价](#)

Dynamic comprehensive evaluation of power grid emergency capability based on fuzzy-two-stage super efficiency SBM

控制与决策. 2021, 36(6): 1333–1341 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1128>

[现货市场补充作用下基于总量折扣的运输服务采购问题研究](#)

Transportation service procurement based on total discount under complementary effect of spot market

控制与决策. 2021, 36(11): 2794–2802 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0274>

[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>

[基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度](#)

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究

曹慕昆[†], 王逸诚, 刘新龙, 戴维

(厦门大学 管理学院, 福建 厦门 361005)

摘要: 首先, 基于排队论模型, 提出充电桩利用率作为充电站选址规划中的重要考虑因素, 以用户的充电拒绝率、充电桩利用率以及运营商投资总成本为 3 个目标建立多目标充电站选址优化模型; 然后, 通过真实的车辆运动轨迹数据进行实验分析, 通过研究车辆在行驶过程中的驻留行为, 分析用户的实际充电需求, 在候选点的选取规划中, 引入 ArcGIS 软件, 利用其优秀的空间计算能力, 在地图中选取合适的候选充电站点; 接着, 为求解模型, 提出一种改进多目标粒子群算法, 并与其他智能优化算法进行对比分析, 验证所提出改进算法的合理性和有效性; 最后, 通过仿真实验, 进一步分析不同充电站数量以及充电桩功率对于充电站规划过程中各指标的影响. 实验结果表明: 当充电站数量达到一定规模时, 一味地建设充电站并不会使得服务效率得到提升; 不同充电功率对于充电站拒绝率影响较小, 但是会显著影响到充电桩的利用率.

关键词: 充电站选址; 粒子群算法; ArcGIS; 轨迹数据; 排队论; 充电桩利用率

中图分类号: TM910.6; U491.8

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0929

引用格式: 曹慕昆, 王逸诚, 刘新龙, 等. 轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2739-2747.

Research on location model of new energy vehicle charging station driven by trajectory data

CAO Mu-kun[†], WANG Yi-cheng, LIU Xin-long, DAI Wei

(School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Based on the queuing theory model, this paper proposes that the utilization rate of charging piles is an important consideration in the site selection planning of charging stations. Based on this, the multi-objective site selection optimization model of the charging station is established by taking the user's charge rejection rate, the utilization rate of the charging pile, and the total investment cost of operators as three objectives. Furthermore, this paper conducts experimental analysis based on real vehicle trajectory data and analyzes the actual charging demand of users by studying the resident behavior of vehicles while driving. The ArcGIS software is introduced to select suitable candidate charging stations from the map using its excellent spatial computing ability to plan candidate points. To solve the model, an improved multi-objective particle swarm optimization algorithm is proposed, and compared with other intelligent optimization algorithms, the rationality and effectiveness of the improved algorithm are verified. This paper further analyzes the influence of different charging station quantities and charging pile power on each index in the charging station planning process through simulation experiments. The results show that blindly building charging stations will not improve service efficiency when the number of charging stations reaches a certain scale. Different charging power has little influence on the rejection rate of charging stations, but it will significantly affect the utilization rate of charging piles.

Keywords: charging pile location; particle swarm optimization; ArcGIS; trajectory data; queuing theory; utilization rate of charging piles

0 引言

随着社会发展, 环境污染、能源危机等问题受到世界各国的广泛关注和重视. 为应对目前的能源问

题, 世界各国均在大力推动电动汽车的发展^[1]. 新能源汽车在我国发展迅猛, 但是, 电动汽车充电设施建设初期, 规划面临诸多挑战: 1) 规划建设未充分契合用

收稿日期: 2024-08-04; 录用日期: 2025-04-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72171199).

责任编辑: 巩敦卫.

[†]通信作者. E-mail: mkcao@xmu.edu.cn.

户需求,致使充电桩分布失衡;2)受地区经济差异影响,发达地区充电桩密集,欠发达地区则稀少;3)建设缺少统一规划和指导,区域、部门协同不足,布局不合理;4)建设虽然快但是管理维护滞后,充电桩因维修不及时故障频发.因此,合理有效的充电桩布局规划,对于电动汽车行业持续健康发展意义重大.

1 文献综述

1.1 充电站选址研究现状

电动汽车充电站选址问题已有大量研究.王震坡等^[2]总结了常用选址方法,分为基于点需求和基于流的模型.基于点需求的模型包括P-中值模型和覆盖模型.如Frade等^[3]基于覆盖模型,以最少充电站覆盖了最大服务面积;Hodgson等^[4]提出了截流选址模型,将用户需求从点转为交通流,但是截流模型假设用户只需要一次服务,仅适用于短距离行驶;王单等^[5]将服务点选址与路径优化相结合,建立了鲁棒优化模型.传统模型普遍忽略了充电站服务能力、容量等因素,对此,部分学者引入了排队论模型^[6-7].Fan等^[8]引入了 $M/G/s/K$ 系统,将停车位数量 K 、服务时间分布纳入了模型;Yang等^[9]采用了 $M/M/s/K$ 模型来处理排队等待问题.然而,这些研究大多只关注成本的最大化,忽略了充电站的利用效率.

目前,电动汽车充电站选址方法可分为单目标模型和多目标模型:单目标模型仅考虑一个目标,计算效率高^[10];多目标模型则能够同时考虑多个相互关联且可能冲突的目标,通常需要使用复杂优化算法在多个目标间找到一组较好的解,以实现多目标平衡和优化^[11],但是,多目标模型的构建和求解更复杂,需要更多计算资源和时间.

1.2 基于轨迹数据的用户需求分析

部分学者通过问卷调查法对用户充电需求进行了用户需求分析.如Chen等^[12]通过问卷调查收集数据,建立了以最小化用户成本为目标的线性回归模型,但是其主观局限性大;GPS采集的车辆运动轨迹数据能够提供新的选址思路,Aultman-Hall等^[13]基于深圳出租车轨迹数据,以最大化充电水平建立了选址模型.不过这些研究均没有考虑用户充电过程和充电时间的随机性.本文考虑车辆充电时间的不确定性,通过分析轨迹数据中的驻留行为来获取用户需求.

2 电动汽车充电站选址模型建立

本文引入了排队论来构建选址优化模型.所提出模型基于输入过程、排队规则和服务过程构建,考

虑用户需求、成本和充电站利用率,建立多目标选址优化模型.通过排队论精确刻画用户到达和服务过程,为选址提供科学依据.

2.1 用户充电需求分析

本文通过分析车辆运动轨迹数据,结合驻留模式来确定区域充电需求.将车辆长时间无位移视为驻留,经分析速度为0的时段确定驻留时间,采用地图网格化来减少GPS误差,通过欧氏距离来判断同一驻留事件.利用ArcGIS划分区域,将中位数中心点作为充电站候选点.在模型构建上,采用 $M/M/s/K$ 模型模拟,用户到达时间间隔服从以 λ 为参数的泊松分布.系统服务时间服从以 μ 为参数的负指数分布.本节所使用的符号和说明如表1所示.

表1 部分符号和说明

符号	说明
s	并联服务台数
K	总容量
λ	单位时间内充电的电动车平均数量
μ	充电桩的平均充电速率
ρ_j	区域 j 中充电桩的单车服务强度
s_j	区域 j 中充电桩的数量
K_j	区域 j 中充电桩的最大容量
$p_{0,j}$	区域 j 中充电站内用户量为0的概率
ρ_{s_j}	区域 j 中充电桩的平均服务强度
\bar{s}_j	单位时间内区域 j 中充电桩平均被服务用户数
$p_{K,j}$	区域 j 中充电站内正好有 K 个用户被服务的概率
$C_{total,j}$	区域 j 中充电站年投资总成本
C_{fc}	充电站年固定总成本
C_{oc}	充电站年运行总成本
C_j	区域 j 中充电桩的年固定成本
c_1	建设充电站需要一次性投入的固定成本
c_2	建设单个充电桩所有相关成本
c_3	与充电站建设数量有关的等效投资系数
C_{oj}	区域 j 中充电桩的年运行成本
ϕ	年运营成本与充电站建设成本间的比例系数
s_{min}	区域 j 充电站中充电桩的最小数量
s_{max}	区域 j 充电站中充电桩的最大数量
D_{ij}	用户 i 到充电站 j 的实际距离
D_{max}	充电站的最大服务范围
$d_{j,j'}$	区域 j 与区域 j' 间的距离
d_{min}	本文设置的两个区域间的最小距离
n	充电站候选点个数

2.2 区域充电站拒绝率

当用户到达充电站后,若此时正在充电和排队等候的用户数量达到了最大容量,则该用户被拒绝服务.单一充电桩的服务强度 ρ 以及充电桩的平均服务强度 ρ_s 表示为

$$\rho = \frac{\lambda}{\mu}, \tag{1}$$

$$\rho_s = \frac{\rho}{s} = \frac{\lambda}{s\mu}. \tag{2}$$

假设 $p_n = P\{N = n\} (n = 0, 1, \dots)$ 为系统达到平稳状态后队长 N 的概率分布, 则有

$$P_n = \begin{cases} \frac{\rho^n}{n!} p_0, & 0 \leq n \leq s; \\ \frac{\rho^n}{s!s^{n-s}} p_0, & s \leq n \leq K. \end{cases} \tag{3}$$

其中: p_0 为系统内没有用户的概率, 即

$$p_0 = \begin{cases} \left[\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^s(1 - \rho_x^{K-s+1})}{s!(1 - \rho_s)} \right]^{-1}, & \rho_s \neq 1; \\ \left[\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^s}{s!}(K - s + 1) \right]^{-1}, & \rho_s = 1. \end{cases} \tag{4}$$

假设充电站候选点编号为 j , 充电站的候选区域集合为 J , 候选点的数量为 n , 则 $J = \{1, 2, \dots, j, \dots, n\}, j \in J$; 用户编号为 i , 用户集合为 I , 用户数量为 m , 则有 $I = \{1, 2, \dots, i, \dots, m\}, i \in I$. 其中: 每个用户表示一条路径, 等同于用户集合, 即为路径需求集合. 所提出模型的主要目标是从候选点集合 J 中找到合适的位置建充电站, 以最少的充电站建设量满足更多用户需求. 充电桩建设数量集合为 S , 对应每个充电站候选站点有 $S = [s_1, s_2, \dots, s_j, \dots, s_n]$, 且 S 的取值均为自然数, $s_j \in \{0, 1, \dots\}$. 引入 0-1 变量 y_j 作为建站约束. 用 Y 表示建站约束集合, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_n], y_j \in \{0, 1\}$. 有

$$y_i = \begin{cases} 1, & s_j > 1; \\ 0, & s_j \leq 0. \end{cases} \tag{5}$$

以变量 r_j 来表示区域 j 内充电站的拒绝率, 所有候选区域中的充电站拒绝率集合为 R , 则 $R = [r_1, r_2, \dots, r_j, \dots, r_n]$, 且 r_j 取值范围为 $[0, 1]$. 在该系统中, 用户被拒绝的概率实际上等于此时系统中已有 K 个用户的概率, 故区域 j 内充电站的拒绝率为

$$r_j = \begin{cases} \frac{\rho_j^{K_j}}{s_j!s_j^{K_j-s_j}} p_{0,j}, & y_j = 1; \\ 1, & y_j = 0. \end{cases} \tag{6}$$

其中

$$p_{0,j} = \begin{cases} \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j}(1 - \rho_{s_j}^{K_j-s_j+1})}{s_j!(1 - \rho_{s_j})} \right]^{-1}, & \rho_{s_j} \neq 1; \\ \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j}}{s_j!}(K_j - s_j + 1) \right]^{-1}, & \rho_{s_j} = 1. \end{cases} \tag{7}$$

2.3 区域充电桩利用率

充电桩一次仅服务一辆车, 被占用的充电桩数量等价于单位时间内平均接受服务的用户数, 故以 u_j 来表示区域 j 内充电站桩的利用率, 有

$$u_j = \frac{\bar{s}_j}{s_j} = \rho_j s_j^{-1} (1 - p_{K,j}), \tag{8}$$

$$u_j = \rho_j s_j^{-1} - \frac{\rho_j^{K_j+1}}{s_j!s_j^{K_j-s_j+1}} p_{0,j}. \tag{9}$$

在任一个区域 j 的充电站中, 用户的到达率 λ_j 和充电桩的服务率 μ_j 均为一个定值, 因此, 区域 j 中充电站的服务强度 ρ_j 同样为一个定值. 充电桩数量与最大停车容量间的关系可转换为

$$K_j = q(s_j). \tag{10}$$

本文假设在一个充电站中, 充电桩的数量等于停车位数量, 则有

$$K_j = q(s_j) = s_j. \tag{11}$$

2.4 充电站的建设总成本

充电站的建设也属于基建项目, 因此, 需要考虑建站时的成本以及后期的管理和维护成本, 故可得到

$$C_{\text{total},j} = (C_{fc} + C_{oc}). \tag{12}$$

本文将单个充电桩以及配套设施费用作为统一成本, 计算年固定成本时纳入时间因素^[4]. 将初始投资成本均摊到使用期限中的每年, 有

$$C_{fc} = C_j = f_j(s_j) \frac{r(1+r)^m}{(1+r)^m - 1}. \tag{13}$$

其中: $f_j(s_j)$ 为成本函数^[15], 表示区域 j 中充电站初始投资成本, 其表达式为

$$f_j(s_j) = y_j(c_1 + c_2 s_j + c_3 s_j^2). \tag{14}$$

充电站的年运行成本 C_{oc} 包括了后期的人工维护费用、设备维修费用等. 本文将充电站的年运营成本费用转换为按照一定比例从充电站的建设费用中提取, 表达式如下所示:

$$C_Y = C_{y_j} = \varphi C_j. \tag{15}$$

2.5 综合充电站选址模型

充电站选址优化模型不仅需要考虑到目标函数的建立, 还需要考虑充电站建设过程中的相关约束. 考虑到在实际生活中, 有些情况难以通过模型表示, 因此, 在建模过程中做出以下合理假设: 1) 每个区域的候选充电站均能够捕获所有经过这个点的路径上所有车辆. 2) 车辆到达驻留区域后均会产生充电需求. 3) 由于车主在充电桩数量多的充电站能够更容易找到充电位, 从而更愿意选择在该充电站进行充

电. 假设同一个充电站, 充电桩数量的变化会引起需求变化. 4) 一个区域内最多只能建立一个充电站. 此外, 充电桩建设数量也需要根据实际用户需求进行约束. 考虑到上述约束条件, 基于排队论建立的多目标充电站选址模型表示如下:

$$\min F_R(S) = \sum r_j y_j; \quad (16)$$

$$\max F_U(S) = \sum u_j y_j; \quad (17)$$

$$\min F_C(S) = \sum C_{\text{total},j} y_j; \quad (18)$$

$$r_j = \begin{cases} \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j} (1 - \rho_{s_j}^{q(s_j)-s_j+1})}{s_j! (1 - \rho_{s_j})} \right]^{-1}, & \rho_{s_j} \neq 1; \\ \frac{\rho_j^{q(s_j)}}{s_j! s_j^{q(s_j)-s_j}}, & \rho_{s_j} = 1; \end{cases} \quad (19)$$

$$u_j = \frac{\rho_j^{q(s_j)+1}}{s_j! s_j^{q(s_j)-s_j+1}} \begin{cases} \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j} (1 - \rho_{s_j}^{q(s_j)-s_j+1})}{s_j! (1 - \rho_{s_j})} \right]^{-1}, & \rho_{s_j} \neq 1; \\ \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j} (q(s_j) - s_j + 1)}{s_j!} \right]^{-1}, & \rho_{s_j} = 1; \end{cases} \quad (20)$$

$$C_{\text{total},j} = (1 + \phi) \left[y_i (c_1 + c_2 s_j + c_3 s_j^2) \frac{r(1+r)^m}{(1+r)^m - 1} \right]. \quad (21)$$

$$\text{s.t. } s_{\min} \leq s_j \leq s_{\max}; \quad (22)$$

$$D_{ij} \leq D_{\max}; \quad (23)$$

$$d_{j,j'} \geq d_{\min}, \quad j \neq j'; \quad (24)$$

$$y_j \in \{0, 1\}; \quad (25)$$

$$\sum_1^J y_j \leq n. \quad (26)$$

其中: 式 (16) ~ (18) 为 3 个目标函数, 分别为最小化充电拒绝率、最大化充电桩利用率、最小化运营商投资总成本; 式 (19) ~ (21) 分别为区域 j 充电站的拒绝率、充电站平均利用率、年总投入成本; 式 (22) 为充电桩数量约束; 式 (23) 为充电站的服务范围约束; 式 (24) 为充电站的服务区域约束, 同一区域中最多

只能有一个充电站; 式 (25) 表示 y_j 为 0-1 变量; 式 (26) 表示所选充电站个数应小于等于充电站候选点的个数.

3 选址模型求解

本文采用粒子群算法求解模型.

3.1 改进多目标粒子群算法

多目标的粒子群算法 (multi-objective particle swarm optimization, MOPSO) 是目前常用的一种具有启发性特征的智能优化算法. 通过迭代计算粒子的飞行速度和下次飞行的位置, 从而找到最优解. 粒子的速度和位置更新公式如下所示:

$$V_{i+1} = \omega \times V_i + c_1 \times \text{rand}(0, 1) \times (\text{pBest} - x_i) + c_2 \times \text{rand}(0, 1) \times (\text{gBest} - x_i), \quad (27)$$

$$x_{i+1} = x_i + V_i. \quad (28)$$

针对非线性的多目标整数规划问题的求解, 相较于传统遗传算法, MOPSO 具有导向性强、收敛速度快且求解精度高的优势^[16]. 但是, 在处理多目标优化问题时, 传统多目标粒子群算法易陷入局部最优解. 为提高算法的全局搜索能力并防止过早收敛, 本文对该算法进行了如下改进.

首先, 引入惯性权重阻尼系数^[17]. 惯性权重因子 ω 是决定粒子速度和运动方向的关键参数. 较大的 ω 值赋予粒子更强的全局搜索能力, 而较小的 ω 值则增强局部搜索能力. 本文采用动态变化的 ω , 初始 ω 设为 0.9, 引入阻尼系数 0.99. 随着迭代次数的增加, ω 逐渐递减, 从而在算法初期强化全局搜索, 后期逐步转向局部优化. 然后, 采用精英选择策略. 在迭代过程中, 新生成的种群未必优于父代种群. 本文将父代种群与子代种群合并, 从中筛选出最优个体, 以扩大最优解的选择范围. 接着, 引入变异概率. 借鉴遗传算法的变异思想, 本文在算法迭代过程中加入了变异机制, 使得子代以一定概率发生变异, 从而增加种群多样性. 其具体表现为

$$x_i(n+1) = \Delta \cdot \text{rand}() \cdot x_i(n), \quad (29)$$

$$p = (p_{\max} - p_{\min}) \left(1 - \frac{n}{n_{\max}} \right). \quad (30)$$

其中: Δ 为变异因子, $\text{rand}()$ 为 0 ~ 1 之间的随机数, 符合变异条件的 $x_i(n+1)$ 会按照概率 p 变异, p_{\max} 和 p_{\min} 为变异率的上下限. 最后, 本文引入了非对称学习因子来优化粒子群算法. 学习因子 c_1 、 c_2 分别决定粒子个体经验和群体经验对于运动的影响. 本文中 c_1 递减, c_2 递增. 相较于固定学习因子, 该方法在初期保持多样性并加强了全局搜索, 后期则增强了局部搜索能力, 能够显著提高收敛性. 调整公式如下所

示:

$$c_1^t = c_{1,end} + (c_{1,start} + c_{1,end}) \times \left[1 - \frac{\arccos\left(\frac{-2 \times t}{T+1} + 1\right)}{\pi} \right], \quad (31)$$

$$c_2^t = c_{2,end} + (c_{2,start} + c_{2,end}) \times \left[1 - \frac{\arccos\left(\frac{-2 \times t}{T+1} + 1\right)}{\pi} \right]. \quad (32)$$

这里: c_1^t 、 c_2^t 为第 t 次迭代后的学习因子取值, $c_{1,start}$ 和 $c_{2,start}$ 为学习因子 c_1 、 c_2 的初始值, $c_{1,end}$ 和 $c_{2,end}$ 为学习因子 c_1 、 c_2 的终止值, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数. 其参数取值为 $c_{1,start} = 2.5$, $c_{1,end} = 0.5$; $c_{2,start} = 0.5$, $c_{2,end} = 2.5$.

3.2 算法求解流程

本文在标准粒子群算法的基础上进行改进, 所提出算法流程如图 1 所示.

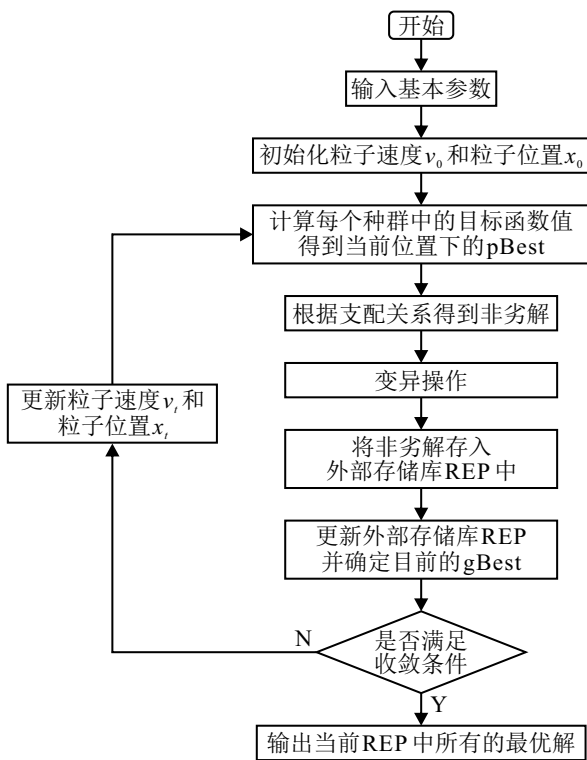


图1 MOPSO-II 算法流程

MOPSO-II 基本输入参数以及变量包括: 用户集合 I , 候选点集合 J , 充电站的建站成本变量 c_1 、 c_2 、 c_3 , 贴现率 r , 充电站的折旧年限 m , 充电桩数量 S 等. 车辆的到达率 λ_j 和充电桩充电功率 μ_j 包含在具体的候选站点信息中. 算法的具体计算步骤如下.

step 1: 初始化每个种群中粒子的速度、位置以及外部存储库 REP (repository).

step 2: 计算每个种群中的目标函数值, 得到当前位置下的局部最优解 (personal best particle, pBest).

根据支配关系, 将非劣解保存至 REP, 得到当前位置下的全局最优解 (global best particle, gBest).

step 3: 根据速度更新公式更新粒子的移动速度以及粒子的位置.

step 4: 计算该位置下每个种群中粒子的目标函数值, 并与前一代的 pBest 进行对比, 更新当前的 pBest.

step 5: 针对当前种群进行变异操作, 根据变异概率决定是否对粒子进行变异操作, 对变异后的粒子进行同样的目标函数值计算和支配关系判断, 以决定是否接受变异后的解.

step 6: 将当前位置下的 pBest 与 REP 中的解对比, 删去被支配的解, 将非支配解换入, 得到新的 REP, 根据密度对比确定目前位置下的 gBest.

step 7: 判断是否满足收敛条件, 若符合条件, 则输出 REP 中的所有最优解; 否则, 返回至 step 3.

4 充电站选址规划

本节根据深圳市真实的出租车行驶轨迹数据, 借助 ArcGIS 计算得到深圳市研究区域内的充电站候选站点, 并考虑覆盖模型, 对研究区域内的充电站点进行选址规划, 并为后续的充电站仿真实验分析提供数据支持.

4.1 候选充电站规划

本文采用 2011 年 4 月 18 日深圳市部分区域的出租车 GPS 轨迹数据, 记录了 5068 辆出租车的 460 万余条行驶轨迹. 数据导入 MySQL 数据库并通过 Navicat 软件分析. 尽管数据来源于燃油汽车, 但是其出行习惯与电动汽车相似, 可用于研究电动汽车的充电需求^[18]. 轨迹数据包括车辆 ID、时间、经度、纬度、状态 (1 表示载客, 0 表示空车) 以及速度等信息. 通过分析速度为 0 的时间段确定驻留时间, 计算车辆在每个停留点的驻留时长.

利用 OpenStreetMap 获取深圳市路网数据. 以 60 kWh 直流充电桩为例, 小型电动车 (电池容量 30 kW) 最快 30 min 可充满电, 中大型电动车需要 1.5 ~ 2.5h 可充满电. 考虑到车辆并非从 0 开始充电, 本文将驻留时间在 20 ~ 150 min 内的停留点视为充电需求点.

本文基于深圳市出租车轨迹数据, 将研究区域划定在北纬 22.520 N ~ 22.660 N、东经 113.811 E ~ 114.516 E 范围内, 总面积约 457.18 km². 将研究区域划分为 500 × 500 m 的网格, 选取驻留次数大于 5 的区域, 确定 405 个候选站点. 研究分为两个阶段: 第 1 阶段结合覆盖模型, 计算覆盖最大需求范围所需的

最少充电站数量,生成初始选址方案;第2阶段以第1阶段得出的数量为变量,通过智能优化算法求解最终选址方案,并与初始方案进行对比分析。

4.2 考虑覆盖模型的充电站选址规划

以900 m为服务半径计算405个候选充电站点的最大服务范围时,服务覆盖区域存在大量重叠。去除重叠区域后,有效覆盖面积约为243.45 km²。为减少资源浪费,需要再寻找平衡,以确定覆盖面积最大化的最少站点数量。本文不仅考虑了覆盖面积,还结合深圳市路网的实际道路阻抗,以总道路阻抗最小为目标,利用ArcGIS软件基于覆盖模型理论计算得出,254个充电站可覆盖约230.61 km²,占研究区域总需求覆盖面积的94.73%。该方案为基于覆盖模型的充电站选址优化方案,如图2所示。

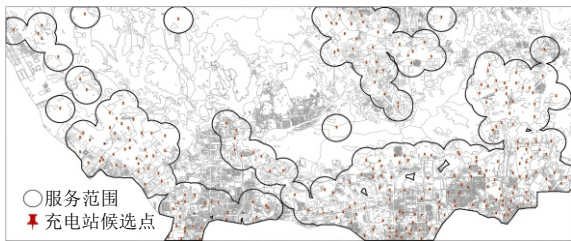


图2 254个候选点的有效服务面积

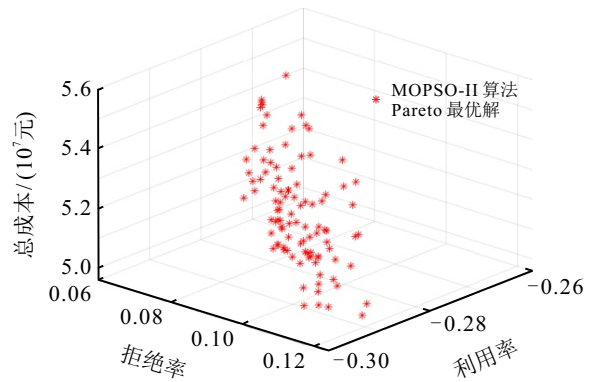
5 仿真结果分析

通过覆盖模型,分析得出最少只需要建设254个充电站即可覆盖最大的服务范围。在仿真实验部分,本文以254个充电站为建设数量,设计充电站选址优化方案。建站成本变量 c_1 、 c_2 、 c_3 ,贴现率 r ,折旧年限 m 设置为100、10、2、0.2、0.08、20。每个区域中充电站的 λ 由各区域内的充电需求决定, μ 由充电桩的充电功率决定,本文实验中充电桩的功率统一为60 kWh, $\mu \approx 16.9$ 。

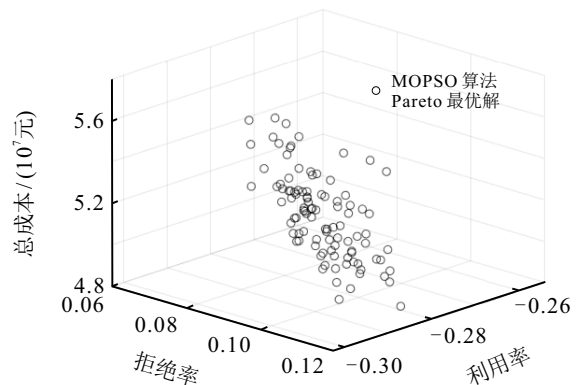
5.1 算法性能对比

为了验证所提出改进算法的性能效果,将MOPSO-II算法分别与MOPSO以及第2代非支配排序遗传算法(improved non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)进行对比^[19]。将MOPSO-II算法和MOPSO算法的种群设置为30,NSGA-II算法种群中的个体数量设置为100,算法的迭代次数均为500,运算得到的Pareto最优解集分布如图3所示。

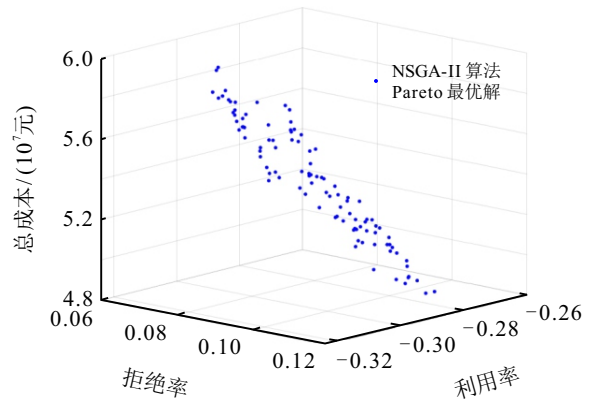
由于所提出模型是一个复杂的非线性多目标优化问题,难以求得模型的真实Pareto最优面。为了验证MOPSO-II算法的有效性,本文采用空间评价方法(SP)以及解集覆盖率(CS)两种评价指标对3种算法进行评估。SP可用于计算解集在空间目标中的



(a) MOPSO-II



(b) MOPSO



(c) NSGA-II

图3 3种算法的Pareto最优解集

分布性,值越小,分布越均匀,公式如下所示:

$$SP = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2}; \quad (33)$$

$$d_i = \min \left(\sum_{m=1}^M |f_m(x_i) - f_m(x_j)| \right) i, \quad j \in n, i \neq j. \quad (34)$$

其中: n 表示Pareto最优解集中解的数量, d_i 为第 i 个解到解集中其他解的最小距离, M 为目标空间维数, $f_m(x_i)$ 为第 i 个解在第 m 维的目标值, \bar{d} 为所有 d_i 的

平均值.

CS 是将两个 Pareto 最优解集中的解分布判断支配关系, 覆盖率越高, 非支配解集越多, 算法收敛性越好. 计算公式如下所示:

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B | \exists a \in A, a \text{ dominates } b\}|}{|B|}. \quad (35)$$

其中: A 和 B 为目标空间中的两个解集, a 为 A 中的解, b 为 B 中的解; 表达式中分子为 B 被 A 中至少一

个解所支配的解的个数, 分母为 B 中解集的总个数. 若 B 中所有的解均被 A 中的解支配了, 则可定义 $C(A, B) = 1$; 反之, 则 $C(A, B) = 0$. 将 3 种算法的运算结果代入评价指标公式, 可得到相应的指标值. 为使得计算得到的评价指标值更加精确, 本文分别将 3 种算法运算 10 次, 取 10 次结果的平均值作为最后的指标值, 得到的结果表 2 所示.

表2 3种算法解集的分布性指标 (SP) 和覆盖率指标 (CS)

算法名称	SP迭代次数				CS对比	
	50	100	200	500	MOPSO-II与MOPSO	MOPSO-II与NSGA-II
MOPSO-II	5.3363	5.3270	5.2779	5.1088	0.4242	0.1560
MOPSO	5.3403	5.3336	5.3142	5.3287	0.2100	-
NSGA-II	5.3596	5.3939	5.2258	5.3635	-	0.1050

由表 2 可见: MOPSO-II 算法的 SP 指标均低于 MOPSO 算法与 NSGA-II 算法, CS 指标均高于 MOPSO 算法与 NSGA-II 算法. 因此, 从运算层面表明了 MOPSO-II 算法的收敛性以及分布性均优于 MOPSO 算法与 NSGA-II 算法.

5.2 充电站选址优化方案

根据算法的求解结果, 得到三维空间下的 Pareto 最优面. 考虑到充电站存在有限服务范围, 因此结合覆盖模型, 从 Pareto 解集中选取有效服务覆盖范围最大的解作为充电站的选址优化方案. 共建立充电桩数量 925 台, 平均每个充电站配备了约 3.6 台充电桩. 最终在此方案下得到的充电站建站总成本为 5343.57 万元/年, 充电桩的平均利用率为 28.42%, 充电区域的平均拒绝率为 8.34%, 即可认为该选址方案能够满足 91.66% 的用户充电需求.

5.3 充电站选址方案对比

将所提出模型与传统选址模型以及仅考虑单一目标的排队论选址模型进行对比. 通过对比分析, 所提出模型在优化充电站布局方面表现出更高的实用性和合理性. 基于拒绝率的排队论选址模型具体表达式^[20]如下所示:

$$\min g(x) = \sum_{i \in I} \prod_{j \in J} f(s_j)^{h_{ij}}; \quad (36)$$

$$f(s_j) = r_j = \frac{\rho_j^{q(s_j)}}{s_j! s_j^{q(s_j) - s_j}} \left[\sum_{n=0}^{s_j-1} \frac{\rho_j^n}{n!} + \frac{\rho_j^{s_j}}{s_j!} \sum_{n=s_j}^{q(s_j)} \left(\frac{\rho_j}{s_j}\right)^{n-s_j} \right]^{-1}, \quad (37)$$

$$C_a \sum_{j \in J} y_j + C_b \sum_{j \in J} s_j y_j \leq C_{\max}. \quad (38)$$

其中: 式 (36) 表示最小化用户拒绝率, h_{ij} 表示用户 i 是否在区域 j 驻留, 为 0-1 变量; 式 (37) 为拒绝率表达式, 等价于式 (16); 式 (38) 为投入的总成本约束, C_a 为建设充电站的总投入, C_b 为建设充电桩的总投入.

将传统覆盖模型的优化方案定为方案 1; 考虑拒绝率的排队论选址模型以 5400 万元为成本约束, 其优化方案定为方案 2. 所提出选址方案与上述两种模型的对比结果如表 3 所示. 综合分析了覆盖范围、成本以及用户需求等指标, 验证了所提出模型在充电站选址中的优越性.

表3 充电站选址优化方案对比

方案	年总成本/万元	平均利用率/%	平均拒绝率/%	服务覆盖率/%
本文方案	5343.57	28.42	8.34	93.17
方案1	5454.55	28.09	8.79	94.73
方案2	5398.83	27.46	8.36	92.80

根据模型设定, 充电桩平均利用率和充电站服务覆盖率越高越好, 充电站年总成本和平均拒绝率越低越好. 由表 3 可见, 所提出选址方案除服务覆盖率, 各项指标均优于其他两种方案. 虽然服务覆盖率略低, 但是均超过 90%, 基本能够满足用户需求. 综合来看, 所提出方案更优, 验证了所提出模型的合理性和优越性.

5.4 充电站数量对选址方案的影响

本文借助覆盖模型来确定候选点数量, 探讨建设不同数量充电站对于选址方案的影响, 如表 4 所示. 由表 4 可见, 充电站数量增加, 运营商成本剧增, 平均拒绝率和利用率变化小, 需要平衡成本与覆盖范围.

表4 充电站数对于目标函数的影响

充电站数量/座	204	254	304	354	405
年总成本/万元	4090.06	5343.57	6456.78	7327.00	8503.76
平均拒绝率/%	8.58	8.34	7.97	9.27	8.51
平均利用率/%	27.39	28.42	28.13	28.78	28.86
服务覆盖率/%	86.75	93.17	97.05	97.28	100

为进一步分析成本提升对于服务覆盖率的影响,本文以1%的覆盖率为单位,计算成本差与覆盖率差的比值发现,每增加50座充电站,单位覆盖率成本显著变化.充电站从204座提高至254座时,单位覆盖率成本最低;充电站从304座提高至354座时,单位覆盖率成本最高,达到了3783.57万元.表4结果表明,单纯地增加充电站数量会大幅增加成本,但是对于服务效率提升有限.

5.5 充电桩功率对选址方案的影响

在上述实验中,充电桩服务率统一为16.9(60 kWh).市面上还有90 kWh、120 kWh、150 kWh功率的充电桩,功率越高,成本越高.按照60 kWh换算,90 kWh、120 kWh、150 kWh的服务率分别为25.7、33.9、42.4,成本递增了3万元.不同服务率下指标变化如表5所示.由表5可知,随着功率的提升,充电站的平均利用率呈下降趋势.同时,拒绝率受服务率变化的影响较小.在年总成本方面,充电桩功率越高,所需建设的充电桩数量越少,总成本随之下降.虽然充电桩单价上升,但是由于服务率提高,所需充电桩数量显著减少.

表5 服务率对目标函数的影响

充电桩功率/kWh	60	90	120	150
年总成本/万元	5343.57	4853.83	4807.26	4928.38
平均拒绝率/%	8.34	9.51	8.40	7.85
平均利用率/%	28.42	24.74	20.15	18.25
充电桩数量/座	925	699	620	595

6 结论

本文基于排队论,构建了综合考虑充电拒绝率、充电桩利用率以及投资总成本的多目标电动汽车充电站选址模型.相较于传统模型,本文创新性地将充电桩利用率纳入模型,解决了单一区域充电站定容问题.结合覆盖模型理论与ArcGIS工具,使得所提出选址方案更贴合实际需求,通过方案对比验证了所提出模型的有效性.实验结果表明:1)充电站服务过程是选址规划的核心要素,纳入考量可提升规划的科学性;2)充电站数量与服务范围以及成本存在特定关系,数量达到一定规模后,继续增加对服务范围提升有限,但是会显著增加成本,此时增加充电桩

数量为更优策略;3)充电功率对于拒绝率和利用率影响不同,需求小的区域无需盲目提升功率,而需求大的区域可根据成本预算增设大功率充电桩,以实现资源高效利用;4)MOPSO-II算法通过优化策略增强了种群多样性和收敛性,相较于NSGA-II算法与MOPSO算法表现出更佳的优化效果.所提出模型为充电站选址规划提供了科学依据和实用工具.

参考文献 (References)

- [1] Wang X J, Li C G, Shang J, et al. Strategic choices of China's new energy vehicle industry: An analysis based on ANP and SWOT[J]. *Energies*, 2017, 10(4): 537.
- [2] 王震坡, 张瑾, 刘鹏, 等. 电动汽车充电站规划研究综述[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(12): 230-252. (Wang Z P, Zhang J, Liu P, et al. Overview of planning of electric vehicle charging stations[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(12): 230-252.)
- [3] Frade I, Ribeiro A, Goncalves G, et al. An optimization model for locating electric vehicle charging stations in central urban areas[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2011, 3582: 1-19.
- [4] Hodgson M J, Rosing K E, Leontien A, et al. Applying the flow-capturing location-allocation model to an authentic network: Edmonton, Canada[J]. *European Journal of Operational Research*, 1996, 90(3): 427-443.
- [5] 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. (Wang D, Zhou H, Zheng W B. Electric location routing problem under energy consumption uncertainty[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(10): 3422-3430.)
- [6] Cai Y, Mao P, Zhang W, et al. The study on the layout of the charging station in Chengdu[C]. *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*. Online, 2018: 1-8.
- [7] Jung J, Chow J Y J, Jayakrishnan R, et al. Stochastic dynamic itinerary interception refueling location problem with queue delay for electric taxi charging stations[J]. *Transportation Research — Part C: Emerging Technologies*, 2014, 40: 123-142.
- [8] Fan P Y, Sainbayar B, Ren S L. Operation analysis of fast charging stations with energy demand control of electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(4): 1819-1826.
- [9] Yang J, Dong J, Hu L. A data-driven optimization-based approach for siting and sizing of electric taxi charging stations[J]. *Transportation Research — Part C: Emerging Technologies*, 2017, 77: 462-477.
- [10] 关锋. 遗传算法求解单目标柔性流水车间调度问题研究[J]. *自动化应用*, 2022(4): 40-42. (Guan F. Genetic algorithm to solve the single-objective flexible flow shop scheduling problem[J]. *Automation Application*, 2022(4): 40-42.)
- [11] 张兆轩, 陈璟华, 赵炳耀, 等. 考虑集中充电站的电池

- 换电站选址定容规划[J]. *广东工业大学学报*, 2021, 38(5): 59-67.
(Zhang Z X, Chen J H, Zhao B Y, et al. Locating and sizing planning of battery swapping stations considering centralized charging station[J]. *Journal of Guangdong University of Technology*, 2021, 38(5): 59-67.)
- [12] Chen T D, Kockelman K M, Khan M. Locating electric vehicle charging stations: Parking-based assignment method for Seattle, Washington[J]. *Transportation Research Record*, 2013, 2385(1): 28-36.
- [13] Aultman-Hall L, Sears J, Dowds J, et al. Travel demand and charging capacity for electric vehicles in rural states: Vermont case study[J]. *Transportation Research Record*, 2012, 2287(1): 27-36.
- [14] 张志强, 俞明轩. 贴现率与资本成本: 如何确定贴现率[J]. *财经问题研究*, 2014(12): 11-17.
(Zhang Z Q, Yu M X. Discount rate vs. cost of capital: How the discount rate is determined[J]. *Research on Financial and Economic Issues*, 2014(12): 11-17.)
- [15] 熊虎, 向铁元, 祝勇刚, 等. 电动汽车公共充电站布局的最优规划[J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(23): 65-70.
(Xiong H, Xiang T Y, Zhu Y G, et al. Electric vehicle public charging stations location optimal planning[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(23): 65-70.)
- [16] 张鑫源, 胡晓敏, 林盈. 遗传算法和粒子群优化算法的性能对比分析[J]. *计算机科学与探索*, 2014, 8(1): 90-102.
(Zhang X Y, Hu X M, Lin Y. Comparisons of genetic algorithm and particle swarm optimization[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2014, 8(1): 90-102.)
- [17] Dong W Y, Kang L L, Zhang W S. Opposition-based particle swarm optimization with adaptive mutation strategy[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(17): 5081-5090.
- [18] 罗思杰, 邹复民, 郭峰, 等. 基于轨迹数据的出租车充电站选址方法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(8): 273-282.
(Luo S J, Zou F M, Guo F, et al. Location method for electric taxi charging station based on trajectory data[J]. *Computer engineering and applications*, 2022, 58(8): 273-282.)
- [19] 张金钰, 刘勇, 马良. 考虑用户排队的电动汽车快充站竞争设施选址模型及算法[J]. *控制工程*, DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.20240275.
(Zhang J Y, Liu Y, Ma L. Competitive facility location model considering user queuing and algorithm for electric vehicles fast charging station[J]. *Control Engineering of China*, DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.20240275.)
- [20] 冯耀. 电动汽车充电站选址规划关键技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
(Feng Y. Research on key technologies for site selection planning of electric vehicle charging station[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019.)

作者简介

曹慕昆 (1978-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为信息系统、供应链管理, E-mail: mkcao@xmu.edu.cn;

王逸诚 (1998-), 男, 硕士, 主要研究方向为物流供应链管理, Email: cqnh57@163.com;

刘新龙 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为供应链管理, Email: liuxl3586@163.com;

戴维 (2000-), 女, 硕士生, 主要研究方向为物流供应链管理, Email: daiwei@stu.xmu.edu.cn.