ISSN 1004-9037,CODEN SCYCE4
Journal of Data Acquisition and Processing Vol. 41,No. 1,Jan. 2026,pp. 132－146
DOI:10. 16337/j. 1004-9037. 2026. 01. 009

http://sjcj. nuaa. edu. cn
E-mail:sjcj@nuaa. edu. cn
Tel/Fax:＋86-025-84892742

融合Epsilon约束与模糊数学规划的多目标粒子群选址优化算法

周　倩[1,3]，吴加洋[2,3]，周宇航[2,3]

(1. 南京邮电大学计算机学院、软件学院、网络空间安全学院,南京 210023;2. 南京邮电大学现代邮政学院,南京 210003;3. 南京邮电大学系统安全与可靠性工程应用技术研究所,南京 210003)

摘　要: 针对电动出租车充电设施选址中存在的空间分布失衡与利用率低下问题,本文提出一种融合Epsilon约束与模糊数学规划的多目标粒子群优化(Fuzzy mathematical programming based particle swarm optimization, FMPPSO)算法。通过构建涵盖土地成本、接客率及电池损耗的多约束选址模型,设计了基于模糊隶属度函数的自适应目标权重分配策略,解决传统进化算法在多目标优化中的早熟收敛难题。引入Epsilon约束机制,动态平衡收敛性与解集分布性,生成高质量Pareto前沿解集。最后通过仿真实验与对比分析验证FMPPSO算法在求解电动出租车充电设施选址问题上的有效性。

关键词: 电动出租车;充电设施选址;模糊数学规划;Epsilon约束;粒子群优化

中图分类号: TP301　　**文献标志码:** A

引用格式: 周倩,吴加洋,周宇航.融合Epsilon约束与模糊数学规划的多目标粒子群选址优化算法[J].数据采集与处理,2026,41(1):132-146. ZHOU Qian, WU Jiayang, ZHOU Yuhang. Multi-objective particle swarm algorithm for location selection optimization integrating Epsilon constraint and fuzzy mathematical programming[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2026, 41(1): 132-146.

引　　言

近年来,电动出租车的数量急剧增加,充电基础设施建设的需求也日益增大,但目前充电站等基础设施的建设还不够完善[1-2],充电站选址不合理性导致其利用率低。与私人电动汽车可自主安排充电节奏相比,电动出租车因其运营需求受限于城市公共充电桩的选址,因此制定科学合理的充电设施选址方案,是推动电动出租车普及和发展的重要前提。

目前,国内外针对电动汽车的充电设施选址规划已经展开了很多研究。文献[3]通过全球定位系统(Global positioning system, GPS)数据挖掘和K-means聚类算法,结合成本优化和负荷分析求解电动出租车充电桩的选址问题。文献[4]利用地理信息系统(Geographic information system, GIS)技术对研究区域进行初步分析并筛选出适合建设充电站的区域,然后通过建立多准则决策评价体系结合模糊DEMATEL方法确定各评价准则的权重,再利用模糊MULTIMOORA方法对潜在位置进行排序确定最优的充电站选址。文献[5]通过BN-BWM模型确定决策指标的权重,利用GIS进行空间分析和叠加分析,以确定合适的充电站位置,并采用TOPSIS方法对候选站点进行排序。然而,这些方法依赖于规则设定和加权决策,易受主观因素影响,难以在多目标冲突的情况下找到全局最优解。此外,在高维复杂优化问题中,多准则决策方法计算量较大,难以适用于大规模城市的电动汽车充电站选址。

基金项目: 国家自然科学基金(61902199,61972209)。
收稿日期: 2025-04-03;**修订日期:** 2025-05-06

现有研究普遍引入启发式优化算法以应对充电设施选址问题中全局优化能力不足和计算效率低下的挑战。文献[6-8]基于多源异构数据分析、车流量热力图及核密度估计等手段,通过构建多目标优化模型并对遗传算法、免疫遗传算法等方法进行改进从而求解,在提升复杂多目标问题求解效率方面取得了积极进展。然而,这类启发式方法仍面临参数设置复杂、易受初始解影响和收敛速度较慢等局限性。为了进一步提高优化性能,文献[9-11]对粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法进行了多种改进,如结合深度学习调整搜索边界、引入动态偏好策略更新粒子位置、融入混沌模拟退火机制等,以增强收敛性与全局搜索能力。现有方法在充电站选址问题中取得了有益探索,但在面对大规模问题时,仍存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题[12-13]。如何在保证解集多样性和全局最优性的同时进一步提升算法收敛效率,仍然是当前需要突破的研究难题。

针对以上问题,本文提出一种基于模糊数学规划的高级粒子群优化(Fuzzy mathematical programming based particle swarm optimization, FMPPSO)算法,解决电动出租车充电设施选址中的多目标优化难题。传统启发式算法在处理大规模选址问题时,因多目标冲突和复杂搜索空间而出现早熟收敛,导致解的质量下降,影响充电设施布局的合理性与系统整体性能[14]。本文方法通过引入模糊数学规划与动态约束机制,提升了解的多样性和全局最优性,主要贡献包括:

(1)构建了一个综合考虑建设成本、出租车充电等待时间和电池损耗的多目标优化模型,能够更加准确地刻画充电站选址问题中的关键因素,并通过Pareto最优解集寻求合理的折衷解。

(2)提出了一种基于模糊数学规划的高级粒子群优化算法,通过构造模糊隶属度函数并结合Epsilon约束法对原问题进行转换,实现对目标的动态调整,从而优化搜索过程,提高收敛速度和求解稳定性,提升最终选址方案的整体优化效果。

(3)进行了仿真实验验证,并与该领域最新研究中的几个先进算法在目标值优化和收敛性上进行对比,结果表明FMPPSO算法在收敛速度、优化精度和解的多样性方面均优于其他算法,在最终收敛目标值上提升了约3.8%。

1　相关工作

1.1　电动汽车充电设施选址研究

就公共充电基础设施的数量而言,中国拥有最多的公共电动汽车车充电设施,因此确定合理的充电设施选址,实施适当的模型和有效的算法[15-17]对于更顺利地推动电动汽车的使用至关重要[18]。文献[6]通过分析多源异构数据来预测电动汽车的充电需求,并在此基础上建立多目标优化模型,最后通过改进遗传算法进行求解。文献[7]等通过车流量热力图分析电动出租车的时空分布特征,确定充电站的选址和容量需求,提出了一种综合的协调规划模型并采用免疫遗传算法求解。文献[8]通过核密度分析来判断充电需求分布,以最大化电动汽车用户的满意度和用户充电便利性为目标构建模型,并采用改进的免疫算法来求解该模型。相比较于数据挖掘和多准则决策等方法,启发式算法在复杂多目标优化问题中计算效率更高,适用于大规模优化问题。然而,部分启发式算法(如遗传算法、免疫算法)仍然存在一定的缺陷,例如参数设置较为复杂、易受初始解影响、收敛速度较慢等。梁迪等[19]通过在鲸鱼算法中引入余弦递减策略对收敛因子进行非线性调整,改进后的算法在迭代过程中能够更精确地找到稳定状态下的极值点,提高了优化效果。黄志红等[20]建立了考虑电池损耗的电动物流汽车充电设施选址与充电策略协同优化问题的整数规划模型,提出一种自适应大邻域搜索的混合启发式算法对电动物流汽车充电设施选址与充电策略协同优化问题进行求解。郭茂祖等[21]提出了一种基于空间语义和个体活动模式的城市充电站选址方法,利用无监督学习对未覆盖的兴趣点进行聚类以确定新建充电站数量,并结合受约束的双存档进化算法求解多目标优化模型。Jamatia等[22]通过在IEEE 33总线测试系统

上的模拟,采用共生生物搜索(Symbiotic organisms search, SOS)算法确定充电站和分布式电源的最佳位置以减少配电网功率损耗并改善电压分布。Li等[23]在传统鲸鱼算法中引入混沌映射和逆向学习机制,提出了基于混合策略改进的鲸鱼优化算法求解电动汽车充电站的选址优化问题。

针对电动汽车充电设施选址问题,现有方法虽然作出了贡献,但大部分方法仍然面临计算效率低、收敛速度慢和收敛精度不高的问题。部分研究对鲸鱼算法进行了改进,通过引入余弦递减策略[19]或者混沌映射和逆向学习机制[23]来增强算法的全局搜索能力,但是鲸鱼算法在电动汽车充电站选址这种高维复杂优化问题中存在计算复杂度高的问题[24]。另外,混沌映射的初值敏感性会导致算法在不同问题中的稳定性降低,从而影响最优解的可靠性。相较于自适应大邻域搜索算法[20]和双存档进化算法[21],FMPPSO算法通过Epsilon约束法将问题进行转换,能够在更少的迭代次数内收敛到最优解,从而节省计算时间。

另外,现有研究在处理多个优化目标时,使用的多为权重法,即为各个目标函数分配权重组成一个加权的单目标函数进行优化,该方法不仅具有较大的偶然性,还会对算法的收敛性和多样性产生影响,客观上难以实现多目标优化[14]。

1.2 粒子群多目标优化算法

在电动出租车充电设施选址问题中,存在诸多离散约束条件,因此可采用PSO算法进行求解[25]。然而,传统PSO算法主要针对单目标优化问题,对于求解电动出租车充电设施选址这种多目标优化问题,存在着易陷入局部最优解、多样性不足等缺点,因此对于将粒子群算法进行改进应用到电动汽车充电设施选址的问题中一直是研究的热点。

文献[9]提出了一种基于深度神经网络修改边界的粒子群优化来求解电动汽车充电设施选址问题,通过应用深度学习来修改粒子群优化的边界,从而降低了目标函数的收敛值。文献[10]考虑了时空充电需求的协调性,提出一种多目标动态二进制粒子群优化算法用于解决电动汽车充电站的选址和定容问题,通过动态偏好策略和Sigmoid二进制映射来更新粒子位置,使得算法在收敛性和多样性之间取得平衡。张智禹等[11]建立了基于Dijkstra最短路径的Voronoi图方法和双层动态排队方法的充电站选址定容模型,采用通过引入混沌模拟退火机制的改进粒子群优化算法求解。

关俊乐等[26]利用面需求法将研究对象从单个充电点扩展到涵盖多个充电设施的大范围配电网络,对服务区域进行合理划分后再利用Voronoi图法对各分区内的充电设施进行选址优化,通过双层粒子群优化算法求解,兼顾了计算效率和优化结果的精准性。黄子晴等[27]通过在粒子群算法中结合遗传算法的交叉和变异操作同时对相关参数进行自适应调整,提出了一种基于自适应粒子群优化算法充电站选址定容方法,以增强粒子群算法的全局搜索能力和收敛速度。Wu等[28]以最大化充电站全生命周期净收入为目标函数构建模型,并通过粒子群优化算法确定了充电站的地理位置和充电桩的配置数量。朱永胜等[29]考虑了用户动态的充电需求,基于出行链理论和起讫点矩阵构建动态交通路网模型并通过改进Dijkstra算法规划电动汽车行驶路径,以充电站建设运维成本和用户经济损失之和最小为目标函数建立充电站规划模型,并结合粒子群算法对模型求解。张良力等[30]以需求点到充电站距离和最小为目标函数构建选址模型,并通过引入遗传算法选择、交叉、变异等操作改进粒子群算法进行求解。

这些方法虽然在一定程度上提高了粒子群算法在电动汽车充电设施选址应用上的性能,但相较于FMPPSO算法仍然存在着不足。相比于自适应粒子群算法[27]和多目标动态二进制粒子群算法[10],FMPPSO算法结合模糊隶属度函数调整粒子搜索方向,提高了粒子群算法的适应性,使其能够在较少的迭代次数内收敛到高质量解集,减少了计算复杂度。另外,FMPPSO算法采用Epsilon约束法在优化过程中动态调整Pareto解集,相比于双层粒子群算法[26]和混沌模拟退火粒子群算法[11]能够进一步提高优化结果的稳定性和适应性。

综上所述,相较于传统方法,FMPPSO算法通过引入模糊隶属度函数,能够在多目标优化问题中有效地平衡多个目标的权重,找到更加平衡的折衷解,展现了更快的收敛速度和更好的收敛精度,能够有效地避免过早收敛到局部最优解,具有更强的全局搜索。

2　基于模糊数学规划的粒子群算法

本文研究目标在于满足最小化综合成本、时间限制与电池损耗约束的前提下确定充电设施的数量与最佳位置。问题框架如图1所示,通过分析车辆轨迹数据得到其充电需求分布,再利用模糊数学规划将问题转换后通过粒子群算法进行求解确定充电站的最佳位置。

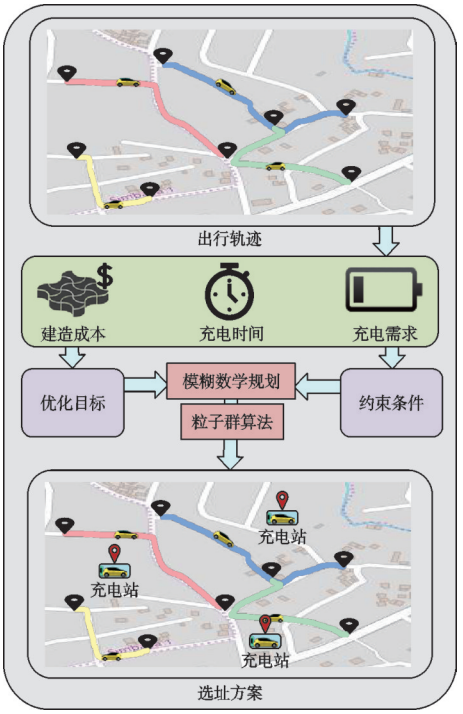


图1　电动出租车充电设施选址问题

Fig.1　Site selection of charging facilities for electric taxis

2.1　问题描述与建模

Lam等[31]给出了电动汽车充电站选址问题(Electric vehicle charging station siting problem,EVCSSP)的定义,并证明了该问题是NP困难的。本文根据文献[10,20,25],考虑土地价格对充电设施建设成本的影响、充电等待时间对出租车接客率的影响、电池损耗的影响,建立电动出租车充电设施选址问题数学模型。优化目标是通过合理充电设施选址,降低充电站建设与运营成本和电池损耗成本,并且尽量减少电动出租车的充电等待时间,满足所有车辆的充电需求。

定义1 充电需求　充电需求指在一定时空范围内,基于车辆轨迹数据中提取的非道路区域停留行为特征(如长时间停留的位置、频率及时长),反映用户对充电设施在地理位置、时间窗口及服务容量等方面的需求。使用基于STOP/MOVE模型的停留点检测算法[32]筛选所有满足充电时长的非道路区域停留点,根据文献[33]的假设,车辆到达停留点都会产生充电需求。EVCSSP建模的主要参数如表1所示。

目标函数需要最小化充电设施选址综合成本与电池损耗程度,最大化出租车的接客率与充电设施的利用率,主要包括建设成本、运营成本、充电等待时间和电池损耗程度,如式(1~4)所示。

$$\min Z_1=\sum_{i=1}^{N}C_i y_i+\sum_{i\in N}\sum_{k\in K}O_{ik}x_{ik} \tag{1}$$

式(1)目的在于最小化充电站的建设和运营成本。充电站的建设和运营成本包括了建设阶段的初始投资(如土地费用、设备安装、基础设施建设等)和后续的运营费用(如充电设备的维护、能源供应等)。这些成本会随着充电站数量的增加而增加,因此优化的目标是通过合理的选址,减少总体成本。

$$\min Z_2=\sum_{i\in N}\sum_{k\in K}T_{ik}x_{ik} \tag{2}$$

式(2)目的是最小化电动出租车的充电等待时间。充电等待时间的长短直接影响出租车的接客率和充电设施的利用率。虽然随着充电站数量的增加,充电等待时间会相应减少,出租车会有更多的时间去接受顾客订单,但目标函数Z_1的值会相应增加,故两者之间存在着一定的冲突。

$$T_{ik}=\sum_{i\in N}\sum_{k\in K}\left(\frac{d_{ik}x_{ik}}{v_k}+t_{ik}\right) \tag{3}$$

式(3)表示的是电动出租车产生充电需求后从当前位置到达充电站并完成充电的总时间。

$$\min Z_3 = \sum_{k\in K}\sum_{t} W_k(\mathrm{SOC}_k(t)) \tag{4}$$

式(4)是将电动出租车的电池损耗程度最小化。电动出租车的电池在充放电过程中会产生一定的能量损耗,影响电池的使用寿命并增加运营成本。充电策略会影响电池电量状态(State of charge, SOC),过深的充电或放电都会增加电池的损耗[20]。该目标函数通过最小化电池的充放电损耗来优化充电策略和提高电池的能效。$W_k(\mathrm{SOC}_k(t))$表示车辆k在时刻t的电池损耗成本,通常在充电过程中,SOC越低,需要的充电量越大,电池损耗也会增加,表达式为

$$W_k(\mathrm{SOC}_k(t)) = \alpha\cdot(\Delta\mathrm{SOC}_k(t))\cdot\eta^{-1}\cdot q_k(t)^{-1} \tag{5}$$

式中:α为损耗系数,通常根据电池类型、充电方式和充电时间来设定,反映了充电过程中能量损失的比例;η为充电效率,通常在0.85~0.95,取决于充电速率和电池健康状态。充电效率越低,损耗越高。$\Delta\mathrm{SOC}_k(t)$表示车辆在0到t时间内的充电量。

表1 参数与释义

Table 1 Parameters and interpretations

参数	释义
N	研究区域内的所有充电站位置集合
M	需建设的充电站数量
K	车辆集合
C_i	充电站i的建设成本
O_{ik}	充电站i对车辆k的运营成本
T_{ik}	车辆k到充电站i的充电等待时间
d_{ik}	车辆k到充电站i的距离
v_k	车辆k的行驶速度
W_k	电池损耗程度
Q_k	车辆k电池的总容量
$\mathrm{SOC}_k(t)$	车辆k在时刻t的电池电量
$\mathrm{SOC}_{\min}$,$\mathrm{SOC}_{\max}$	车辆电池的最小和最大电量阈值
η	电池充电效率
α	电池损耗系数
$q_k(t)$	车辆k在时刻t需要的充电功率
t_{ik}	为车辆k在充电站i的充电时间
t_{required}	为车辆k所需充电总时长
p_k	车辆k里程耗电量
y_i	0-1变量,充电站i是否选址
x_{ik}	0-1变量,车辆k是否经过充电站i,并在该站充电

约束条件如式(6~17)所示,问题需要满足的约束集记为$S(y)$。式(6)表示为避免过多的充电站造成过度投资或资源浪费,需设定充电站的数量上限。式(7)电动汽车在行驶过程中,SOC应保持在合理的范围内,避免电池过充或过放。式(8)确保每个充电站的充电需求与路径规划一致,即车辆路径上的充电站应满足充电需求,即确保每个充电站都会有车辆经过。式(9)确保车辆的充电时间t_k与其理想充电时间t_k^0的差异不应超过允许的偏差范围ϕ,以保证用户的充电时间符合预期。式(10)约束路径上的所有车辆必须根据充电站的选址和充电策略进行合理调度,只有在充电站建设的前提下,车辆才能通过该站点进行充电。式(11)约束每辆车的电池损耗总量,即损耗系数α与车辆在0到t时间内的充电量的乘积,不能超过一个预设的最大值$W_{\max}$,以确保电池的寿命和车队的长期使用效率。式(12,13)约束了车辆电池的充电阈值以延长电池的使用寿命。式(14)约束车辆需要充电时,剩余电量能够满足前往充电站。式(15,16)分别表示电动出租车的数量不超过车辆的最大数目,建造的充电站数量不超过所需建造的充电站最大数量。式(17)约束变量为0-1变量。

$$\sum_{i=1}^{N} y_i = M \tag{6}$$

$$\mathrm{SOC}_{\min} \leqslant \mathrm{SOC}_k(t) \leqslant \mathrm{SOC}_{\max}, \forall k\in K \tag{7}$$

$$\sum_{k\in K} x_{ik} \geqslant 1, \forall i\in N \tag{8}$$

$$|t_k - t_k^0| \leqslant \phi, \forall k\in K \tag{9}$$

$$\sum_{i\in N} x_{ik}\cdot t_{ik} = t_{\text{required}}, \forall k\in K \tag{10}$$

$$\alpha\cdot \Delta \text{SOC}_k(t) \leqslant W_{\max}, \forall k\in K \tag{11}$$

$$20\%\cdot Q_k \leqslant \text{SOC}_{\min} \tag{12}$$

$$\text{SOC}_{\max} \leqslant 80\%\cdot Q_k \tag{13}$$

$$p_k\cdot d_{ik} \leqslant \text{SOC}_k(t), \forall k\in K \tag{14}$$

$$\sum_{i\in N}\sum_{k\in k} x_{ik} \leqslant |K| \tag{15}$$

$$\sum_{i\in N} y_i \leqslant |N| \tag{16}$$

$$x_{ik}, y_i \in \{0,1\},\ \forall i\in N, k\in K \tag{17}$$

2.2　Epsilon约束机制

EVCSSP选址模型涉及多个优化目标与诸多离散约束条件,常用的方法是转换为单目标问题求解[34]。其中一种方法是权重法[35],即通过为各目标赋予权重,将多个目标函数线性组合为1个总体目标函数。然而,权重法容易导致求解陷入可行域的角点解(即Pareto最优解的极端点)。这种方法可能会导致不同权重组合下多次计算相同的角点解,因而多次搜索相同的区域,产生冗余运行,进而降低算法的收敛速度。

Epsilon约束法是一种改进的方法,它将一个目标函数作为主要优化目标,将其他目标函数作为带有Epsilon约束的约束条件,从而改变可行域的形状。该方法能够生成非角点的Pareto最优解,即Pareto前沿上的非极端点[36]。因此,每次运行该算法时,都有可能产生不同的有效解,从而获得更为丰富的Pareto解集。该方法的核心优势在于其能够有效改变可行域的结构,使解不局限于极端点,而是覆盖更广泛的Pareto前沿区域,从而提高解集的多样性与代表性。此外,Epsilon约束法通过分离主要目标与次要目标,使优化过程更具稳定性,有助于降低权重法中目标冲突所带来的梯度干扰,提升整体收敛性能。

然而,在实际应用中,多个目标函数通常存在量纲不一致、评价机制差异大等问题,直接施加Epsilon约束可能引发可行性扭曲。为此,本文进一步将各目标函数映射至统一的模糊隶属度空间,引入模糊数学规划理论,通过构造满足单调性与凸性要求的隶属度函数,使目标函数在变换后仍保留其原有结构与优化方向。

2.3　基于模糊数学规划的目标转换

在Epsilon约束法中,当原目标函数的对应隶属度函数设计满足公理化条件1时,称目标转化不改变优化问题的结构[37-38]。

公理化条件1　原目标函数与对应隶属度函数的单调性相同,且当原目标函数达到理想的最优值时,对应隶属度函数取值为1,当原目标函数达到容忍下限时,对应隶属度函数取值为0;同时,保证模糊可行域为凸集,使最优解存在且唯一。

可以构造线性分段函数作为隶属度函数,对求解目标进行转化。首先,需要分别使用单目标粒子群算法求解充电站的建设和运营成本的最优值$Z_1^{(\text{opt})}$,用户充电等待时间的最优值$Z_2^{(\text{opt})}$与电池损耗成本的最优值$Z_3^{(\text{opt})}$,求解一个目标的最优时不考虑另一个目标。再使用单目标粒子群算法在其中一个目标固定最优时,求解另一个目标能达到的最优值,称为纳德值,得到充电站的建设和运营成本的纳德值$Z_1^{(\text{nad})}$,用户充电等待时间的纳德值$Z_2^{(\text{nad})}$与电池损耗成本的纳德值$Z_2^{(\text{nad})}$。将3个目标归一化后,单独讨论取值为0和1的极端情况,得到原目标的3个隶属度函数$m_{Z_1}(y)$、$m_{Z_2}(y)$和$m_{Z_3}(y)$,表达式为

$$m_k(y)=\begin{cases}0 & k^{(\mathrm{nad})}<k\\ \dfrac{k^{(\mathrm{nad})}-k}{k^{(\mathrm{nad})}-k^{(\mathrm{opt})}} & k^{(\mathrm{opt})}\leqslant k\leqslant k^{(\mathrm{nad})} \quad k\in\{Z_1,Z_2,Z_3\}\\ 1 & k<k^{(\mathrm{opt})}\end{cases} \tag{18}$$

由于最优值表示仅考虑这一目标时所取到的最小值,纳德值表示在其他目标固定最优时当前目标所能取到的最小值,因此这一比值越接近1,表示当前目标值越接近实际的最优值。归一化后,基于Epsilon约束法对隶属度函数进行优化求解。原问题转化为

$$\begin{cases}\max m_{Z_1}(y)\\ \text{s.t.}\quad \begin{cases}m_{Z_2}(y)-\varepsilon_1\geqslant 0\\ m_{Z_3}(y)-\varepsilon_2\geqslant 0\\ y\in S(y)\end{cases}\end{cases} \tag{19}$$

式中:$m_{Z_1}(y)$为粒子群算法的适应度函数,$S(y)$为原问题的约束;ε_1和ε_2分别表示对目标Z_2和目标Z_3的最小满意度阈值,用于限定对应目标在优化过程中相对于其理想解的偏离程度。在Epsilon约束法求解过程中,ε_1和ε_2在区间[0,1]内按照预设步长逐步调整。对于每一组(ε_1,ε_2)的取值,求解对应的约束优化问题可得到一组候选解及其对应的$m_{Z_1}(y)$,从中挑选$m_{Z_1}(y)$值最接近1的粒子位置作为全局最优解。

式(18)设计的隶属度函数是线性分段函数,确保了优化问题的结构不变,从单调性和凹凸性两个方面进行证明。

证明1 单调性 根据式(18)隶属度函数的定义,由于$k^{(\mathrm{opt})}$和$k^{(\mathrm{nad})}$为常数,且目标函数k递减表示优化方向,因此隶属度函数$m_k(y)$是关于目标函数的递增函数。转换后的优化目标等价于最大化隶属度函数值,并不会改变目标优化的方向。

证明2 凹凸性 假设原目标函数k是凸函数,由于$k^{(\mathrm{opt})}$和$k^{(\mathrm{nad})}$为常数,式(18)是对k的仿射变换并不会改变其凸性,因此隶属度函数$m_k(y)$仍是凸函数,即目标转换后仍然保持优化问题的凸性。

在Epsilon约束法中,式(19)通过新增Epsilon对目标的隶属度进行约束,其等价于

$$k\leqslant k^{(\mathrm{nad})}-\varepsilon(k^{(\mathrm{nad})}-k^{(\mathrm{opt})}) \quad k\in\{Z_2,Z_3\} \tag{20}$$

由于原目标函数k是凸函数,不等式右侧为常数,因此该约束仍然保持凸性。Epsilon约束不会破坏凸可行域,确保了优化问题的结构不变。本文将原目标函数映射到模糊隶属度空间,满足公理化条件1。目标转换并不会破坏原问题的单调性和凹凸性,因此并不会改变问题的结构。

2.4 算法求解

采用粒子群算法对转换后的问题进行求解,如算法1所示。先构造N行2列矩阵粒子,如式(21)所示,表示N个充电站的位置,矩阵每行代表1个充电站的位置坐标。

$$\boldsymbol{A}^t=\begin{bmatrix}x_1^t & y_1^t\\ x_2^t & y_2^t\\ \vdots & \vdots\\ x_N^t & y_N^t\end{bmatrix} \tag{21}$$

式中:t表示迭代次数;N为粒子群粒子的个数;x_i^t、y_i^t分别表示第t次迭代粒子群第i个充电站的x坐标与y坐标,其速度为$v_{i,x}^{t+1}$、$v_{i,y}^{t+1}$,分别由式(22,23)计算,粒子群坐标更新见式(24)。

$$v_{i,x}^{t+1}=w_x\times v_{i,x}^t+c_{1,x}\times r_1\times(p_{\mathrm{best}_{i,x}}-x_i^t)+c_{2,x}\times r_2\times(g_{\mathrm{best}_{i,x}}-x_i^t) \tag{22}$$

$$v_{i,y}^{t+1}=w_y\times v_{i,y}^{t}+c_{1,y}\times r_1\times(p_{\text{best}_{i,y}}-y_i^t)+c_{2,y}\times r_2\times(g_{\text{best}_{i,y}}-y_i^t) \tag{23}$$

$$\begin{cases}x_i^{t+1}=x_i^t+v_{i,x}^{t+1}\\ y_i^{t+1}=y_i^t+v_{i,y}^{t+1}\end{cases} \tag{24}$$

式中:w_x和w_y为粒子在x维度和y维度上的惯性权重;$c_{1,x}$和$c_{1,y}$为粒子i的x和y坐标对个体最优位置的学习速率;$c_{2,x}$和$c_{2,y}$为粒子i的x和y坐标对全局最优位置的学习速率;r_1和r_2为[0,1]范围内的随机数;$v_{i,x}^t$和$v_{i,y}^t$为粒子i的x和y坐标在第t次迭代中的速度;x_i^{t+1}和y_i^{t+1}为粒子i在第$t+1$次迭代中的位置;p_{best}为粒子i在迭代过程中的个体最佳位置;g_{best}为粒子i在迭代过程中的全局最佳位置。

算法1　基于模糊数学规划的粒子群优化算法

输入:种群大小N,最大迭代次数$T_{\max}$,模糊隶属度函数$m_Z(y)$

输出:全局最优解g_{best}

(1) $v_{\text{initial}},x_{\text{initial}},y_{\text{initial}}\leftarrow$Random_particle($N$)//初始化每个粒子$i=1,2,\cdots,N$的位置和速度

(2) $p_i\leftarrow$Set_localbest($v_{\text{initial}},x_{\text{initial}},y_{\text{initial}}$)//设置个体最优解$p_i$

(3) $g_{\text{best}}\leftarrow$Set_globalbest($v_{\text{initial}},x_{\text{initial}},y_{\text{initial}}$)//设置全局最优解$g_{\text{best}}$

(4) $m_Z(y)\leftarrow$Calculate_fuzzyvalue($v_{\text{initial}},x_{\text{initial}},y_{\text{initial}}$)//根据式(19)计算模糊目标函数值$m_Z(y)$

(5)　for $t=1$ to $T_{\max}$ do

(6)　　for 每个粒子 i do

(7)　　$v^t\leftarrow$Update_velocity($v^{t-1},p_i,g_{\text{best}}$)

(8)　　$x^t,y^t\leftarrow$Update_position(x^{t-1},y^{t-1},v^{t+1})//更新速度和位置

(9)　　$m_Z(y)_{\text{new}}\leftarrow$Calculate_fuzzyvalue($v^t,x^t,y^t$)//计算模糊目标函数值

(10)　　if $m_Z(y)_{\text{new}}>m_Z(y)$ then//新位置产生更好的目标函数值

(11)　　$p_i\leftarrow(x^t,y^t)$//更新p_i

(12)　　end if

(13)　end for

(14)　　$g_{\text{best}}\leftarrow p_i$//更新$g_{\text{best}}$

(15)　　if 满足终止条件 then

(16)　　return g_{best}

(17)　　end if

(18)　end for

在FMPPSO算法初始阶段,通过Random_particle()函数随机初始化粒子的速度和位置,函数Set_localbest()和Set_globalbest()通过生成的初始速度和位置设置个体最优和全局最优解,根据式(19)通过函数Calculate_fuzzyvalue()计算模糊目标值,迭代过程中,函数Update_velocity()和Update_position()根据式(22~24)不断更新粒子的速度和位置,通过比较模糊目标函数值更新个体最优解与全局最优解,在达到最大迭代次数完成迭代返回全局最优解。

3　实验与结果分析

实验中首先对车辆轨迹数据进行筛选,得到非道路停留点数据作为充电需求,随后采用FMPPSO和相关对比算法对构建的电动出租车充电站选址模型进行求解,得到最终的充电站选址方案以满足充电需求。

3.1 数据处理

本文实验数据集采用成都市2014年8月3日至15日的出租车轨迹数据集，原始数据集提供车辆ID、经纬度和时间等信息，包含14 677辆车产生的共计2 411 748个轨迹点。因原始数据量过于庞大，对该数据集进行了数据清洗[39]，将实验研究区域设定为成都市金牛区、成华区和青羊区，筛选出14 577辆车产生的共计903 954个轨迹点进行仿真实验。筛选后数据集的结构化数据示例如表2所示，以第1行数据为例说明，ID为1的车辆于2014年8月3日9时21分到达坐标(104.126 703, 30.655 876)。

表2 数据集数据结构实例

Table 2 Examples of dataset data structure

车辆ID	纬度/(°)	经度/(°)	时刻
1	30.655 876	104.126 703	2014-08-03 09:21:16
1	30.655 894	104.115 216	2014-08-03 22:13:51
1	30.655 921	104.115 273	2014-08-03 09:27:07
⋮	⋮	⋮	⋮

本文设定的电动出租车参数参考吉利帝豪EV450配置[25]，相关参数为：车辆电池容量为50 kWh，单位里程耗电量为0.2 kWh·km^{-1}，电池充电速度为1.2 kWh·min^{-1}。设置研究区域内充电站的最大个数为20个，考虑到土地价格对每个充电站的建设成本的影响，将研究区域分为4个级别，如图2所示。区域1最靠近市中心，由坐标(104.047 2, 30.664 8)，(104.088 1, 30.664 8)，(104.088 1, 30.655 8)，(104.064 5, 30.655 8)连线围成，在该区域建设充电站的成本(以下简称“建站成本”)为2 590万元/亩；区域2由坐标(104.047 2, 30.670 8)，(104.100 0, 30.670 8)，(104.100 0, 30.655 8)，(104.064 5, 30.655 8)，(104.047 2, 30.664 8)围成，建站成本1 780万元/亩；区域3由坐标(104.047 2, 30.678 8)，(104.108 0, 30.678 8)，(104.108 0, 30.655 8)，(104.064 5, 30.655 8)，(104.047 2, 30.664 8)围成，建站成本1 251万元/亩；区域4由坐标(104.047 2, 30.730 3)，(104.149 3, 30.730 3)，(104.149 3, 30.655 8)，(104.064 5, 30.655 8)，(104.047 2, 30.664 8)围成，建站成本830万元/亩。假设每个充电站占地2.41亩，可同时容纳46辆车充电。

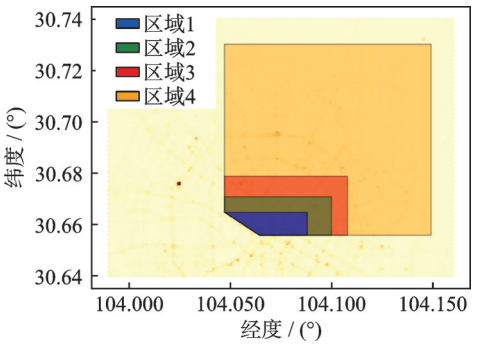


图2 区域建设成本划分结果

Fig.2 Division of regional construction costs

3.2 充电站数量对适应度函数和目标函数的影响

图3展示了车辆充电需求的空间分布热力图，充电需求通过筛选车辆非道路停留点得到，区域颜色越深，表示该区域所需的充电需求越高。为降低个体实验结果随机性带来的影响，本文针对不同充电站数量设定，在相同数据集上分别进行了10次仿真实验，并取其平均值作为最终的适应度函数值。采用FMPPSO算法优化后，适应度函数值随着充电站数量的变化而波动。如图4所示，当充电站数量为5～8时，适应度函数值更加接近1，表明该区间内的解质量相对较高。

图5展示了设定5～10个充电站个数时各个目标函数归一化后的变化情况，当充电站数量为8个时，车辆电池损耗最低，充电等待时间也相对较短，因此在研究区域内，充电站的最优数量为8个。此配置不仅能够降低建站所带来的综合成本，避免因充电站建造数量过多造成资源浪费，同时还可减少电动出租车的充电等待时间，提高接客率，并将电池损耗降到最低，从而延长车辆电池的使用寿命。最终确定的充电站布局方案如图6所示，该方案能够最大程度满足车辆的充电需求，最优充电站建设成本为21 596.01万元。

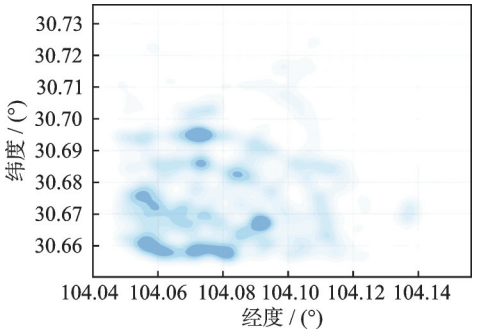


图3　车辆充电需求分布热力图

Fig.3　Heatmap of vehicle charging demand distribution

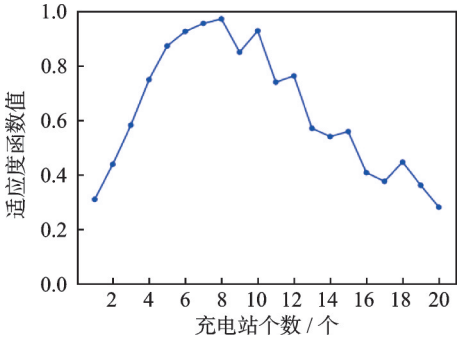


图4　FMPPSO适应度函数变化

Fig.4　Changes in FMPPSO fitness function

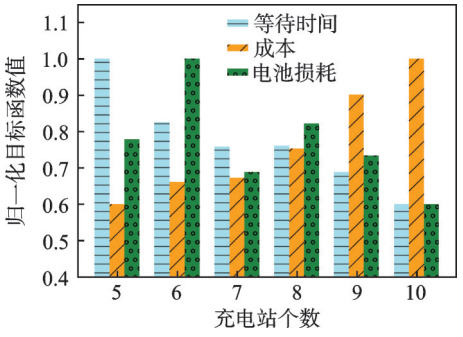


图5　不同充电站个数目标函数值的比较

Fig.5　Comparison of objective function values for different numbers of charging stations

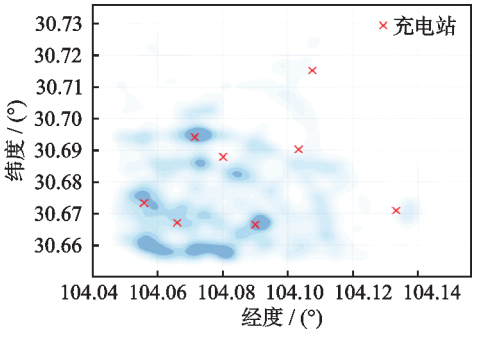


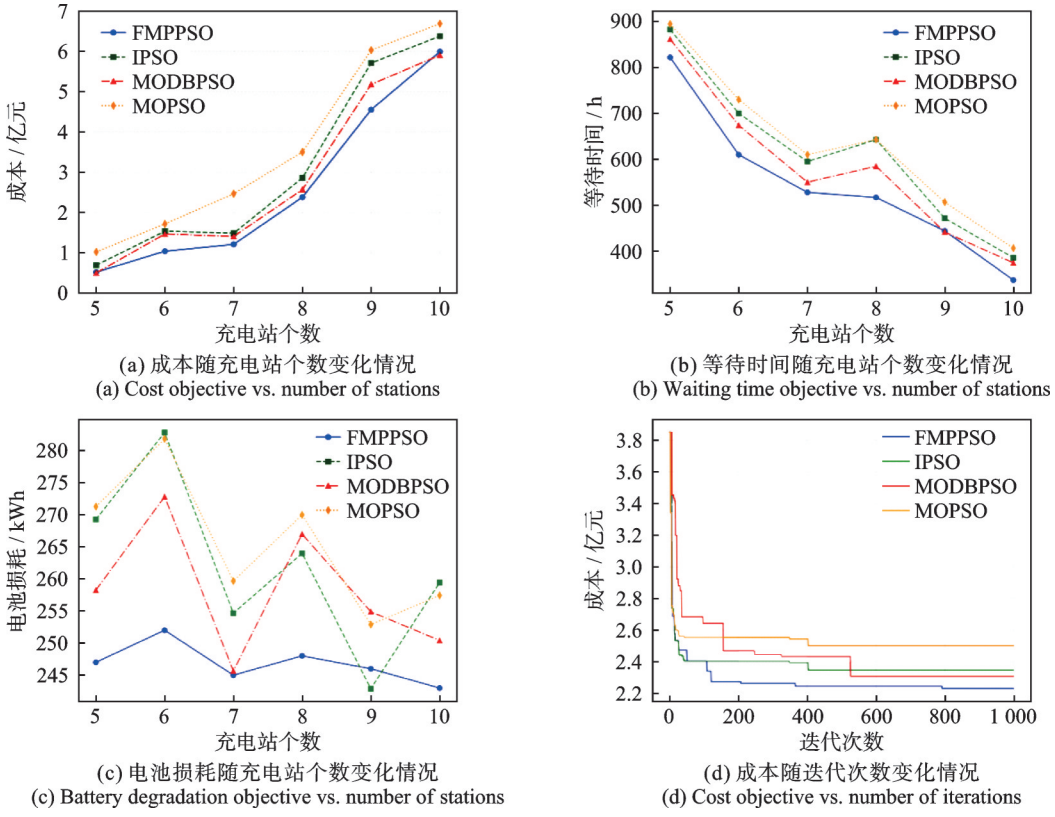
图6　基于FMPPSO充电站选址方案

Fig.6　Layout plan for FMPPSO charging station site selection

3.3　FMPPSO与其他优化算法的性能对比

在确定充电站数量的基础上,进一步验证FMPPSO算法的优化性能,与其他主流算法进行对比分析。基于耗电量产生的充电需求,为了解决区域内EVCSSP问题,本文通过与多目标动态二进制粒子群优化(Multi-objective dynamic binary particle swarm optimization, MODBPSO)算法[10]、改进粒子群优化(Improved particle swarm optimization, IPSO)算法[25]、传统多目标粒子群优化(Multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法[40]的比较,评估了所提出的FMPPSO算法的性能。仿真实验已经验证了本文方法的有效性,下面为了比较算法的收敛性,比较最终收敛的目标函数最优值与平均迭代次数两个关键指标。

图7(a~c)分别展示了FMPPSO、MODBPSO、IPSO和MOPSO算法在充电站数量变化下,最终综合成本、充电等待时间以及电池损耗的变化趋势。如图7(a)所示,FMPPSO的综合成本处于较低水平,而为了平衡其他目标,在相同充电站个数情况下,MODBPSO、IPSO和MOPSO选择地价更高的中心区域建站,进而导致综合成本上升。如图7(b)所示,随着充电站个数增加,各种方法的等待时间均有所下降,但FMPPSO的等待时间始终较低,体现充电站布局的合理性,各车辆从产生需求到前往充电站等待的时间能与前序车辆的充电时间部分抵消。如图7(c)所示,随着充电站个数的增加,FMPPSO的电池损耗较低且较为稳定,而MODBPSO、IPSO和MOPSO始终处于较高水平且波动较大。图7(d)展示了4种算法在优化过程中经历1 000次迭代后的综合成本目标函数值收敛曲线。可以观察到,FMPPSO与MODBPSO均在大约500次迭代后达到各自的最优目标函数值。MODBPSO



(a) 成本随充电站个数变化情况
(a) Cost objective vs. number of stations

(b) 等待时间随充电站个数变化情况
(b) Waiting time objective vs. number of stations

(c) 电池损耗随充电站个数变化情况
(c) Battery degradation objective vs. number of stations

(d) 成本随迭代次数变化情况
(d) Cost objective vs. number of iterations

图 7　实验对比结果图

Fig.7　Experimental comparison results

的最终收敛值约为 2.31 亿元，而 FMPPSO 的收敛值约为 2.25 亿元，进一步验证了 FMPPSO 在优化质量方面的优势，相较于 MODBPSO 可降低综合成本约 5.4%，此时 FMPPSO 对应的充电站个数为 8 个，等待时间 517 h，电池损耗 246 kWh。此外，IPSO 与 MOPSO 在大约 300 次迭代后即完成收敛，反映出这两种算法在求解 EVCSSP 问题时全局搜索能力不足，容易陷入局部最优，导致过早收敛，进而影响最终解的质量。结果表明，相较于其他算法，FMPPSO 算法能够在较少的迭代次数内更精确地找到全局最优解，说明该方法能够有效地解决 EVCSSP 问题。

4　结束语

本文提出了一种基于模糊数学规划的高级粒子群优化算法 FMPPSO，用于研究电动出租车充电设施选址优化问题。通过系统仿真实验验证了所提算法在收敛速度、优化精度及解的稳定性方面的优势，并表明 FMPPSO 能够在多目标优化环境下有效权衡建设成本、路径成本与电池损耗等指标。模糊隶属度函数的引入显著提升了粒子在搜索空间中的适应性，Epsilon 约束策略进一步增强了多目标优化过程中的均衡性和可行性，使得所得解在多目标之间具有更高的应用潜力。未来的研究可进一步结合深度学习、强化学习等先进智能优化技术，以提升 FMPPSO 算法在大规模、动态充电设施选址问题中的适应性与求解效率。同时，可考虑引入充电站与电网资源的协同优化机制，建立更加智能、高效的综合能源基础设施选址模型。鉴于本文以历史数据为基础建模，未能充分反映充电需求随时间动态变化的特性，后续工作可结合实时数据流与动态优化策略，以增强选址方案的实时响应能力与应用广度，从

而更好地满足未来电动交通系统的实际需求。

参考文献:

[1] ZHANG Y, YANG J, LI Q, et al. Special transformer sharing mode: Utilizing special transformers of buildings to supply power for charging stations[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17(5): 1021-1034.

[2] ZHANG L, FU H, ZHOU Z, et al. Site selection and capacity determination of charging stations considering the uncertainty of users' dynamic charging demands[J]. Frontiers in Energy Research, 2024, 11: 1295043.

[3] 任峰, 向月, 雷小林, 等. 基于GPS数据的电动出租车充电桩选址定容[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(10): 273-279.
REN Feng, XIANG Yue, LEI Xiaolin, et al. Location and capacity determination of electric taxi charging pile based on GPS data[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(10): 273-279.

[4] ZHAO H, GAO J, CHENG X. Electric vehicle solar charging station siting study based on GIS and multi-criteria decision-making: A case study of China[J]. Sustainability, 2023, 15(14): 10967.

[5] WANG X, XIA W, YAO L, et al. Improved Bayesian best-worst networks with geographic information system for electric vehicle charging station selection[J]. IEEE Access, 2024, 12: 758-771.

[6] SHUAI C, RUAN L, CHEN D, et al. Location optimization of charging stations for electric vehicles based on heterogeneous factors analysis and improved genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 4920-4933.

[7] 胡方霞, 李勇, 刘晓宇, 等. 电动出租车充电站选址定容与配电设施协调规划[J]. 电气自动化, 2022, 44(4): 11-14, 18.
HU Fangxia, LI Yong, LIU Xiaoyu, et al. Site selection and capacity determination of electric taxi charging station and coordination planning of power distribution facilities[J]. Electric Vehicle Technology, 2022, 44(4): 11-14, 18.

[8] XU D, PEI W, ZHANG Q. Optimal planning of electric vehicle charging stations considering user satisfaction and charging convenience[J]. Energies, 2022, 15(14): 5027.

[9] YIN L, ZHANG Y. Particle swarm optimization based on data driven for EV charging station siting[J]. Energy, 2024, 310: 133197.

[10] ZHU J, CHEN F, LIU S, et al. Multi-objective planning optimization of electric vehicle charging stations with coordinated spatiotemporal charging demand[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(2): 1754-1768.

[11] 张智禹, 王致杰, 杨皖昊, 等. 基于充电需求预测的电动汽车充电站选址规划研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10): 39-49.
ZHANG Zhiyu, WANG Zhijie, YANG Wanhao, et al. Research on location planning of electric vehicle charging station based on prediction of charging demand[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10): 39-49.

[12] 李永竞, 裴文卉. 基于多源数据的充电站三阶段选址优化决策[J]. 控制工程, 2023, 30(9): 1648-1657.
LI Yongjing, PEI Wenhui. Three-stage location optimization decision of charging station based on multi-source data[J]. Control Engineering of China, 2023, 30(9): 1648-1657.

[13] SHI X, XU Y, GUO Q, et al. Novel planning approach for fast-charging station in integrated system[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022, 9(5): 1832-1844.

[14] 刘超, 贺利军, 朱光宇. 基于熵和隶属度函数的高维多目标优化问题求解[J]. 计算机工程, 2016, 42(6): 185-190, 195.
LIU Chao, HE Lijun, ZHU Guangyu. Solution of high dimension multi-objective optimization problem based on shannon and membership function[J]. Computer Engineering, 2016, 42(6): 185-190, 195.

[15] 周倩, 孙知信, 吴加洋, 等. 基于联盟链的车联网位置隐私保护方案[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2022, 42(6): 86-98.
ZHOU Qian , SUN Zhixin, WU Jiayang, et al. A location privacy preservation scheme based on consortium block-chain in VANET[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022, 42(6): 86-98.

[16] ZHOU Q, LIAN Y, WU J, et al. An optimized Q-Learning algorithm for mobile robot local path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 286: 111400.

[17] 周倩, 张添龙, 吴加洋, 等. 一种基于区块链的保密文件同城寄递自适应路径规划算法[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1314-1322.
ZHOU Qian, ZHANG Tianlong, WU Jiayang, et al. An adaptive path planning algorithm for local delivery of confidential doc-

uments based on block-chain[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(6): 1314-1322.

[18] MISHRA S, MONDAL A, MONDAL S. Charging station siting and sizing considering uncertainty in electric vehicle charging demand distribution[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(9): 12709-12721.

[19] 梁迪, 姜廷霖, 郭启航. 基于改进鲸鱼优化算法的电动汽车充电设施选址[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2022, 34(1): 24-29.
LIANG Di, JIANG Tinglin, GUO Qihang, Location selection of electric vehicle charging facilities based on improved whale optimization algorithm[J]. Journal of Shenyang University (Natural Science), 2022, 34(1): 24-29.

[20] 黄志红, 黄卫来, 郭放. 考虑电池损耗的电动物流汽车充电设施选址与充电策略协同优化研究[J]. 中国管理科学, 2024, 32(6): 68-78.
HUANG Zhihong, HUANG Weilai, GUO Fang. Collaborative optimization of charging network and charging strategy with practical battery wear model[J], Chinese Journal of Management Science, 2024, 32(6): 68-78.

[21] 郭茂祖, 张雅喆, 赵玲玲. 基于空间语义和个体活动的电动汽车充电站选址方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(9): 2819-2827.
GUO Maozu, ZHANG Yazhe, ZHAO Lingling. Electric vehicle charging station siting method based on spatial semantics and individual activities[J], Journal of Computer Applications, 2023, 43(9): 2819-2827.

[22] JAMATIA P, BHATTACHARJEE S, SHARMA S. Allocation of electric vehicle charging station in distribution network along with distributed generation sources[C]//Proceedings of 2022 IEEE 6th International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON). [S.l.]: IEEE, 2022: 196-201.

[23] LI Y, PEI W, ZHANG Q. Improved whale optimization algorithm based on hybrid strategy and its application in location selection for electric vehicle charging stations[J]. Energies, 2022, 15(19): 7035.

[24] 尚猛, 康建英, 曹峻玮, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的物流配送中心选址策略[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(6): 254-259.
SHANG Meng, KANG Jianying, CAO Junwei, et al. Location strategy of logistics distribution center based on improved whale optimization algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(6): 254-259.

[25] 李芃禹, 曹静, 王宁, 等. 数据-模型协同驱动的Robotaxi车队充电设施选址定容方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2024, 52(S1): 197-209.
LI Pengyu, CAO Jing, WANG Ning, et al. Charging facility layout and planning approach for Robotaxi fleets collaboratively driven by data and model[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2024, 52(S1): 197-209.

[26] 关俊乐, 高源, 陈方华, 等. 基于面需求法的充电设施分区选址优化[J]. 广东电力, 2024, 37(10): 38-45.
GUAN Junle, GAO Yuan, CHEN Fanghua, et al. The location optimization of charging facilities based on the plane demand method[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(10): 38-45.

[27] 黄子晴, 林兵, 卢宇, 等. 面向多目标优化的充电站选址定容方法[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2024, 40(2): 23-35.
HUANG Ziqing, LIN Bing, LU Yu, et al. Multi-objective optimization-based charging station site selection and capacity determination method[J]. Journal of Fujian Normal University (Natural Science Edition), 2024, 40(2): 23-35.

[28] WU L, ZHANG J, WEN S, et al. Siting and sizing optimization for electric taxi charging station based on full life cycle[C]//Proceedings of 2022 6th International Conference on Green Energy and Applications (ICGEA). [S.l.]: IEEE, 2022: 233-239.

[29] 朱永胜, 杨振涛, 丁同奎, 等. 考虑用户动态充电需求的电动汽车充电站规划[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(2): 82-90.
ZHU Yongsheng, YANG Zhentao, DING Tongkui, et al. Electric vehicle charging station planning considering users' dynamic charging demand[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(2): 82-90.

[30] 张良力,马晓凤. 基于改进粒子群算法的新能源汽车充电站选址方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(8): 2275-2281.
ZHANG Liangli, MA Xiaofeng. New energy vehicle charging station location method based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(8): 2275-2281.

[31] LAM A, LEUNG Y, CHU X. Electric vehicle charging station placement: Formulation, complexity, and solutions[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(6): 2846-2856.

[32] 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 Sijie, ZHOU Fumin, GUO Feng, et al. Location method for electric taxi charging station based on trajectory data[J]. Computer Engineering and Applications, 2022,58(8): 273-282.

[33] 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.
CAO Mukun, WANG Yicheng, LIU Xinlong, et al. Research on location model of new energy vehicle charging station driven by trajectory data[J]. Control and Decision,2025,40(9): 2739-2747.

[34] TIRKOLAEE E, GOLI A, WEBER G. Fuzzy mathematical programming and self-adaptive artificial fish swarm algorithm for just-in-time energy-aware flow shop scheduling problem with outsourcing option[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(11): 2772-2783.

[35] GONIL Ö, DUMAN A, GULER Ö. A comprehensive framework for electric vehicle charging station siting along highways using weighted sum method[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 199: 114455.

[36] MAVROTAS G. Effective implementation of the ε-constraint method in multi-objective mathematical programming problems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 213(2): 455-465.

[37] TORABI S, HASSINI E. An interactive possibilistic programming approach for multiple objective supply chain master planning[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, 159(2): 193-214.

[38] 钱科军, 秦萌, 宋远军, 等. 基于模糊隶属度的充电站多目标优化调度[J]. 电力建设, 2020, 41(2): 118-124.
QIAN Kejun, QIN Meng, SONG Yuanjun, et al. Multi-objective optimal scheduling based on fuzzy membership for electric bus charging station[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(2): 118-124.

[39] ZHOU Q, WU J, DAI H, et al. An intelligent ride-sharing recommendation method based on graph neural network and evolutionary computation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(1): 569-578.

[40] SUN B. A multi-objective optimization model for fast electric vehicle charging stations with wind, PV power and energy storage [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 288: 125564.

作者简介:

周倩(1983-),女,副教授,博士,硕士生导师,研究方向:系统安全、网络安全与隐私保护、物联网和云技术,E-mail:zhouqian@njupt.edu.cn。

吴加洋(2001-),**通信作者**,男,硕士研究生,研究方向:系统安全、区块链技术、人工智能,E-mail:1223096926@njupt.edu.cn。

周宇航(2001-),男,硕士研究生,研究方向:物联网、遗传算法、人工智能。

(编辑:张黄群)

Multi-objective Particle Swarm Algorithm for Location Selection Optimization Integrating Epsilon Constraint and Fuzzy Mathematical Programming

ZHOU Qian[1,3], WU Jiayang[2,3*], ZHOU Yuhang[2,3]

(1. School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China; 2. School of Modern Posts, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 3. System Security and Availability Engineering Institute, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: This study aims to address the critical challenges of spatial imbalance and low utilization efficiency in the siting of electric taxi charging facilities in large-scale urban environments. To this end, this paper proposes a multi-objective particle swarm optimization algorithm integrating epsilon-constraint handling and fuzzy mathematical programming, referred to as FMPPSO, with the objective of achieving a balanced and efficient charging facility layout that simultaneously considers economic cost, service efficiency, and battery health. The proposed method formulates the electric taxi charging station siting problem as a multi-objective optimization model incorporating construction and operation costs, taxi charging waiting time (reflecting passenger pickup rate), and battery degradation cost. To overcome the limitations of traditional weighted-sum methods and conventional evolutionary algorithms, fuzzy membership functions are constructed to normalize heterogeneous objectives into a unified fuzzy decision space, enabling adaptive adjustment of objective preferences while preserving the original optimization structure. Furthermore, an epsilon-constraint mechanism is introduced to transform secondary objectives into dynamic constraints, which effectively balances solution convergence and Pareto front diversity, mitigates premature convergence, and enhances global search capability. The transformed problem is solved using an enhanced particle swarm optimization framework, where particles represent candidate charging station locations and evolve iteratively under fuzzy-evaluated fitness and epsilon-controlled feasibility conditions. Extensive simulation experiments are conducted based on realistic electric taxi operation scenarios, and the proposed FMPPSO algorithm is compared with several state-of-the-art multi-objective optimization algorithms. Experimental results demonstrate that FMPPSO achieves superior performance in terms of convergence speed, solution stability, and Pareto solution diversity. Quantitatively, the proposed method improves the final objective values by approximately 3.8% compared with benchmark algorithms, while also exhibiting faster convergence under the same computational budget.

Highlights:

1. A novel fuzzy mathematical programming based particle swarm optimization (FMPPSO) algorithm is proposed by integrating epsilon-constraint handling with fuzzy mathematical programming, effectively addressing conflicting objectives in electric taxi charging facility siting.
2. A fuzzy membership-based objective transformation strategy is developed to normalize heterogeneous objectives and dynamically adjust optimization preferences, overcoming the limitations of traditional weighted-sum methods and premature convergence.
3. An Epsilon-constraint mechanism is incorporated to balance convergence speed and Pareto solution diversity, enabling the generation of high-quality and well-distributed Pareto fronts for large-scale siting problems.

Key words: electric taxis; location selection of charging facilities; fuzzy mathematical programming; Epsilon constraint; particle swarm optimization

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (Nos.61902199, 61972209).
Received: 2025-04-03; **Revised**: 2025-05-06
***Corresponding author**, **E-mail**: 1223096926@njupt.edu.cn.