

基于改进粒子群算法的新能源汽车充电站 选址方法

张良力¹, 马晓凤²

(1. 武汉科技大学 信息科学与工程学院, 武汉 430081; 2. 武汉理工大学 智能交通系统研究中心, 武汉 430063)

摘要:为提高汽车充电站布局的合理性,减少资源浪费,提出基于改进粒子群算法的新能源汽车充电站选址方法。预测电动汽车未来分布情况,将用户出行特征、交通密度、服务半径等因素作为选址的参考依据;以需求点到充电站间的距离最短为目标函数,设置相关约束条件,建立选址模型;探究经典粒子群算法的实现过程,获取粒子速度与位置更新公式;针对方法容易陷入局部最优问题,使用遗传算法对其加以改进;利用改进后的算法求解目标函数,设置初始参数和判定条件,增加粒子交叉、变异等操作,提高粒子群质量,当满足迭代次数要求时,输出个体最优位置,即充电站选址的最优方案。实验结果表明:本文方法所选的位置符合目标函数要求,令充电需求均衡,避免了资源浪费。

关键词:粒子群优化;遗传算法;新能源汽车;充电站选址;目标函数

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2024)08-2275-07

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230249

New energy vehicle charging station location method based on improved particle swarm optimization algorithm

ZHANG Liang-li¹, MA Xiao-feng²

(1. School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;
2. Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: In order to improve the rationality of vehicle charging station layout and reduce resource waste, a new energy vehicle charging station location method based on improved particle swarm optimization algorithm is proposed. Predict the future distribution of electric vehicles, and take the user travel characteristics, traffic density, service radius and other factors as the reference basis for location selection; Taking the shortest distance between the demand point and the charging station as the objective function, set the relevant constraints and establish the location model; Explore the implementation process of classical particle swarm optimization algorithm, and obtain particle velocity and position update formula; Aiming at the problem that the method is easy to fall into local optimum, genetic algorithm is used to improve it; The improved algorithm is used to solve the objective function, set the initial parameters and

收稿日期:2023-03-21.

基金项目:国家重点研发计划交通基础设施重点专项项目(2021YFB2601300).

作者简介:张良力(1981-),男,副教授,博士.研究方向:新能源电力与控制,智能运输系统.

E-mail: zhangliangli@wust.edu.cn

judgment conditions, increase the particle crossover, mutation and other operations, and improve the quality of particle swarm. When the requirements of iteration times are met, the optimal location of the individual is output, that is, the optimal scheme for the location of the charging station. The experimental results show that the location selected by the proposed method can meet the demand of the objective function, balance the charging demand, and avoid resource waste.

Key words: particle swarm optimization; genetic algorithm; new energy vehicles; location of charging station; objective function

0 引言

能源是促进社会发展的基石,但不可再生能源的数量是有限的。近年来,能源危机日益严峻,供需不平衡、环境恶化已经成为人们关注的焦点。可持续发展理念的提出,使新能源汽车迎来快速发展的契机,也将成为未来发展主流,成为节能减排的必要手段。新能源汽车以电源作为驱动力,带动车辆运行,与燃油车辆相比,排放的污染物更少,能减少石油资源的使用量。随着新能源汽车数量的增多,如何合理选择充电站地址,使其发挥最大的作用已经迫在眉睫。

文献[1]通过改进免疫克隆算法选择充电站地址,探究充电站容量与辐射范围之间具有的关系,以覆盖率与重合率为约束,将总成本最低设置为选址目标,构建选址模型;采取抗体亲和力策略改进免疫克隆算法存在的缺陷,通过该方法对选址模型进行迭代求解,获得最佳选址方案。文献[2]提出基于密度峰值聚类的选址方法,预测交通流量,建立电动汽车空间分布集合;利用密度峰值聚类算法研究充电需求的密集程度,获得聚类群簇;考虑内聚度与分离度等指标,通过总体平均轮廓系数得出聚类中心,每个聚类中心即充电站地址。

上述选址结果虽然能够为用户提供便利,但是需求点与充电站之间的距离还有待进一步缩短。为此,综合考虑电动车分布情况、用户出行特征等因素,以电动汽车充电距离最短构建目标函数^[3],在服务点数量和每个充电站工作均衡约束下建立选址模型;利用改进粒子群算法求解该模型^[4],经过多次迭代输出最优选址方案。粒子群方法受鸟类捕食过程启发,操作过程简单,是一种智能技术。但该方法容易陷入局部最优,为解决此问题,使用遗传算法对其加以改进,将两种方法结合,扬长避短。通过遗传算法中的交叉变异操

作^[5],确保种群运动均匀,降低陷入局部最优的可能。

1 新能源汽车充电站选址模型建立

1.1 电动汽车分布预测

对于某个区域而言,充电站的建立不仅需要考虑现阶段车辆数量,还要综合未来分布情况来看。根据人口、区域面积以及土地性质等因素,体现出该地区的生活与消费水平^[6]。在预测未来电动车数量的过程中,可将这些因素作为依据,并结合负荷值加以修正,则车辆总数的预测公式描述为:

$$N_u^{\text{car}} = f_{\text{ceil}}\left(h_u \alpha \eta \frac{P_u}{P_a}, u \in I_{\text{CN}}\right) \quad (1)$$

$$P_u = \frac{1}{K} \sum_{u \in I_{\text{CN}}} P_u \quad (2)$$

式中: N_u^{car} 为区域 u 未来电动车总数; h_u 为该区域总人口; α 和 η 分别为当前年份的汽车总数以及电动汽车占比情况; P_u 为区域 u 的负荷预测值; P_a 为负荷平均值; I_{CN} 为所有区域集合; $f_{\text{ceil}}(\cdot)$ 为向上取整数; K 为所有区域数量。

1.2 选址影响因素分析

分析影响选址的因素就是探究充电需求,为合理选址提供参考依据。出行特征具有一定规律,但也存在随机性,用户的年龄、职业和个人喜好不同,出行特征也不同^[7]。主要从如下两方面分析用户特征对选址的影响。

(1) 出行距离

指用户去往某地点行驶的里程,一般该距离满足对数正态分布,因此,通过概率密度函数表示^[8]:

$$f_D(d) = \frac{1}{\sigma_D \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\ln \sigma_D - \mu_D}{\sigma_D^2}\right) \quad (3)$$

式中: μ_D 为出行距离; σ_D 为距离标准差。

(2) 出行时间

如果用户匀速行驶,则对起始时间进行估算,表达式为:

$$t = l_e/v \quad (4)$$

式中: l_e 为起点到目的地 e 的距离; v 为行驶速度。因此,能够计算出到达第 e 个目的地的时间:

$$t_e = t_0 \frac{l_1}{v} + \dots + \frac{l_{e-1}}{v} + t_1 + \dots + t_{e-1} \quad (5)$$

则用户首次出发的时刻 t_0 满足正态分布,通过以下概率密度函数表示:

$$f(t_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{t_0 - \mu_D}{2\sigma_D}\right], 0 < t < 24 \quad (6)$$

充电站选址需要考虑多方面因素,除上述影响因素外,还需遵循如下准则。

交通密度^[9]:是一种不确定性较强的因素,会随时间发生变化。目标区域中的车辆总数需要和交通密度成正比,因此,所选的地址必须满足所有车辆的充电需求,确保充电能力与交通密度相互匹配。

服务半径^[10]:受交通密度与汽车数量的影响,充电站点的密度也会不同。为满足用户需求,服务半径应尽量缩小,但是还要兼顾成本,避免出现资源浪费现象。

城市规划需求^[11]:充电站建设是一项非常复杂的工作,一旦建立,在很长时间内不会进行修改。为此,要综合分析该区域未来的发展趋势,保证充电站位置与路网规划相互协调。

1.3 选址目标函数与约束条件

将上述影响因素作为选址依据,以需求点到充电站的距离和最小作为目标函数,即加权距离最小^[12],构建如下选址数学模型。

选址目标函数为:

$$\text{Minimize} = \sum_a \sum_b h_a d_{ab} Y_{ab} \quad (7)$$

式中: h_a 为 a 点需求量; d_{ab} 为需求点 a 与充电站点 b 之间的距离; $Y_{ab} \in \{0, 1\}$,如果 b 能够满足 a 的充电需求,则 $Y_{ab} = 1$,反之等于0。

针对目标函数,设立如下约束条件^[13]:

$$\sum_b X_b = p \quad (8)$$

$$\sum_b Y_{ab} = 1, \quad a \in I \quad (9)$$

$$Y_{ab} - X_a \leq 0, \quad \forall a \in I, b \in J \quad (10)$$

$$X_b \in \{0, 1\}, \quad \forall b \in J \quad (11)$$

$$Y_{ab} \in \{0, 1\}, \quad \forall a \in I, b \in J \quad (12)$$

式中: I 与 J 分别为需求点和充电站点集合; p 为充电站总数量; $X_b \in \{0, 1\}$ 表示将充电站建设在候选点 b 处时 $X_b = 1$,反之 $X_b = 0$ 。

式(8)描述充电站数量约束,式(9)是需求点都能符合充电需求的约束,式(10)则描述将候选点建设为充电站后才能开展充电服务,式(11)(12)均为0~1的决策变量^[14]。

2 基于改进粒子群算法的选址模型求解

2.1 经典粒子群算法实现过程分析

对于经典粒子群算法而言,任意一个个体均表示某个可行解。假设搜索空间为 D ,将个体当作 D 维空间中的某个点,设定初始粒子数量为 M ,通过 $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{iD})$ 代表个体 i ($i = 1, 2, \dots, m$)的具体方位。针对待解决的问题设置适应度函数^[15],也就是评价粒子位置好坏的指标,结合适应度值获取所有个体的适应度。利用 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 描述个体 i 的飞行速度,使用 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 描述个体当前获得的局部最佳位置,采用 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, p_{gD})$ 代表全局最佳位置。则粒子迭代时的速度与位置更新过程描述为^[16]:

$$v_{i,c}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,c}^k + z_1 \cdot r_1 \cdot (p_{i,c}^k - Z_{i,c}^k) + z_2 \cdot r_2 \cdot (p_{i,c} - Z_{i,c}^k) \quad (13)$$

$$Z_{i,c}^{k+1} = Z_{i,c}^k + v_{i,c}^{k+1} \quad (14)$$

式中: k 为迭代次数; $v_{i,c}^k$ 为个体 i 在第 k 次迭代时 c 维的速度; $Z_{i,c}^k$ 为个体 i 在第 k 次迭代时的 c 维位置; $p_{i,c}^k$ 为个体 i 的 c 维最佳位置; ω 为惯性权重; z_1 与 z_2 为两个学习因子^[17]; r_1 和 r_2 为正实数,取值范围是 $[0, 1]$ 。

上述算法稳健性较强,不会受目标函数结构特征影响,但是充电站选址属于高维问题,该方法陷入局部最优中,难以确保结果是全局最优^[18]。

2.2 引入遗传算法

针对经典粒子群算法存在的缺陷,利用遗传算法对其加以改进。遗传算法通过交叉、变异等过程,促进种群进化,可获得更为合理的结果。基本操作流程为:

(1) 选择:为提高种群质量,选取适应度较高的粒子。但只限于在一个种群中选取,种群外的个体将不会被选取。

(2) 交叉^[19]:通过个体重新组合,获取新的个

体,并按照设定的概率完成个体基因交换,该过程体现了遗传算法中信息交换的思想。

(3) 变异^[20]:个体中的一些基因通过变异概率完成蜕变,获得新个体,该操作为丰富种群多样性提供了可能。

2.3 基于改进粒子群算法的选址过程

利用遗传粒子群算法对设立的选址模型求解,具体操作步骤如下:

步骤一 初始化所有参数,假设 N 为种群规模,迭代次数为 $Maxgen$,最大学习速度为 V_{max} ,粒子进化代数为 T ,交叉和变异概率分别描述为 P_c 和 P_m 。

步骤二 在设定的空间中,任意生成 N 个个体。

步骤三 在代数为 $k=1$ 时停止。

步骤四 判定是否满足 $k \leq Maxgen$,如果满足,则继续下一步骤,反之跳转到最后一步。

步骤五 当子群进化代数为 $t=1$ 时,判断是否有 $t \leq T$,如果 $t \leq T$,执行下一步骤,反之跳转到步骤七。

步骤六 利用式(13)(14)不断更新个体速度与位置。

步骤七 对 N 个个体的适应度排序,获取适应度均值,去除适应度较低的 M_k 个体。

步骤八 使用遗传算法继续进化剩余 $N-M_k$ 个个体。

步骤九 将粒子群和遗传算法获取的个体组合,获取粒子群体。

步骤十 当迭代次数满足 $k=k+1$ 时,停止迭代,输出最佳粒子的位置,该位置即充电站选址的最佳解。

3 实验过程与结果分析

将某开发区作为实验区域,该区域总面积大小为 360 km^2 ,包括商业、住宅等功能区。现阶段电动汽车占有率在20%左右。实验所需的相关参数如表1所示。

利用本文方法预测未来此地区电动汽车保有量,预测结果如图1所示,可知未来8年内,电动汽车的数量将会增加到3500辆,且在6~8年内数量将会急剧上升。该预测结果为后续充电站选址提供重要参考。本文方法不但预测了未来汽车数量,还研究了用户出行特征,研究结果如图2所示。

表1 实验参数表

Table 1 Table of experimental parameters

参数名称	参数值
粒子种群规模/个	50
选择概率	0.3
交叉概率	0.7
变异概率	0.02
最大迭代次数	400
电池容量/kWh	55
电动汽车每公里电耗/(kWh·km ⁻¹)	0.14

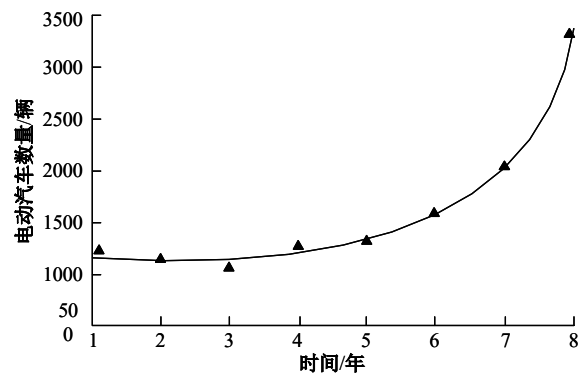


图1 未来电动汽车数量预测曲线

Fig. 1 Forecast curve of the number of electric vehicles in the future

从用户的出行特征图可以看出,用户出行时间存在较强的规律性,一般在早上8点和晚上4~6点出行概率较大,符合上、下班高峰时段的车辆特征。

研究区域中,需求点的位置与规模如图3所示。在此区域中计划构建3~9个充电站。分别利用所提方法、改进免疫克隆算法和密度峰值聚类方法选址,选择的结果如图4~6所示,可以看出,本文方法需求点到充电站的总距离明显短于其他两种方法,且每个充电站所辐射的需求点较

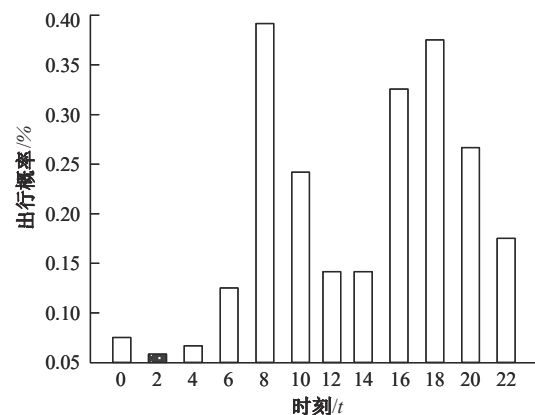


图2 用户出行特征研究结果

Fig. 2 Research results of user travel characteristics

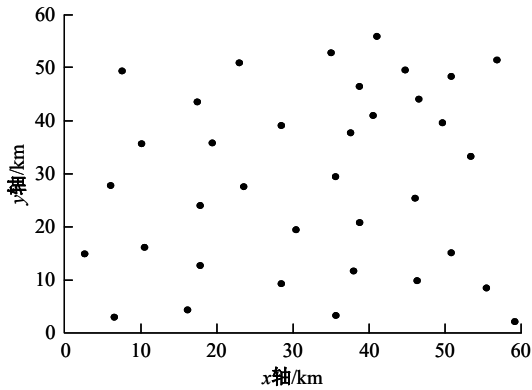


图 3 需求点位置示意

Fig. 3 Schematic diagram of demand point location

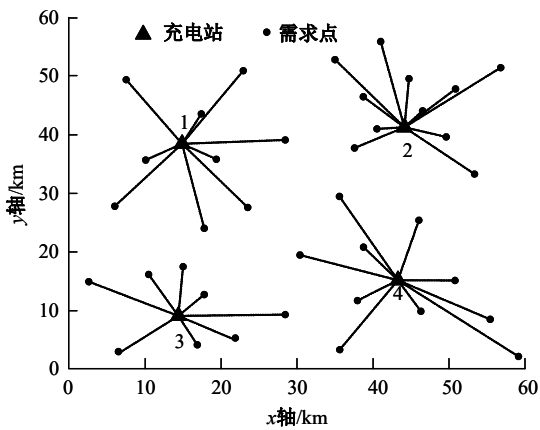


图 4 本文方法充电站选址结果

Fig. 4 Results of charging station location in the proposed method

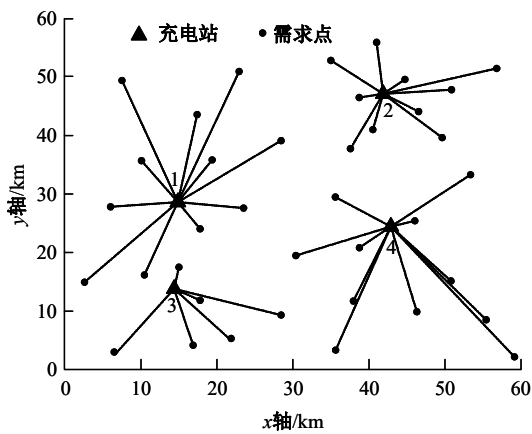


图 5 改进免疫克隆算法选址结果

Fig. 5 Location results of improved immune cloning algorithm

为均衡,即使未来车辆增多,也能满足需求;改进克隆免疫方法充电站 1 和 3 的距离较近,导致充电站 3 对应的需求点少,造成资源浪费现象;而密度峰值聚类方法共建立了 5 个充电站,虽然减轻了每个站点的工作负担,但是每建立一个充电站的

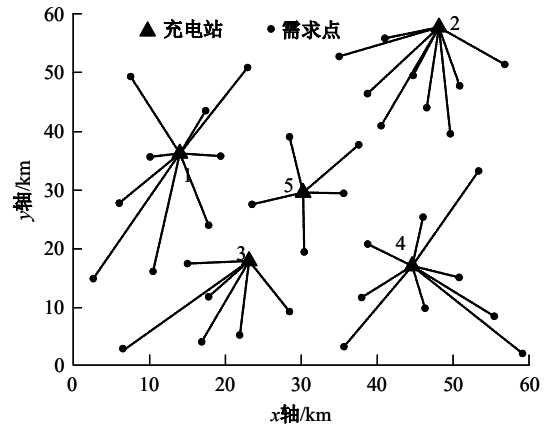


图 6 密度峰值聚类方法选址结果

Fig. 6 Location results of density peak clustering method

成本高。所提方法之所以选取的地址较为合理,是因为综合预测了未来电动汽车的数量和用户出行特征,将这些因素作为选址依据,可提高选址结果的合理性。

上述 3 种方法在选址过程中适应度曲线变化情况如图 7 所示,可以看出,本文方法在迭代次数为 150 次左右时开始收敛,适应度值始终稳定在 4 附近;而其他算法获取稳定的适应度值时所需的迭代次数较多。这是因为,通过遗传算法改进了传统粒子群算法,提升了算法的收敛速度,缩短了获取最佳值的时间。

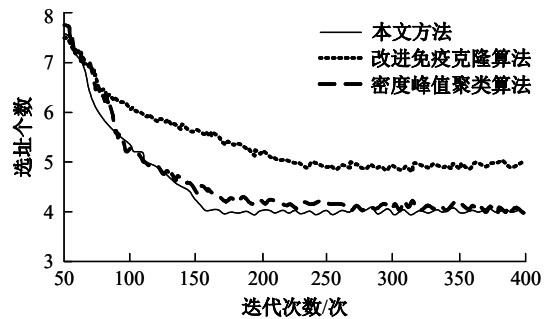


图 7 不同算法的适应度曲线图

Fig. 7 Fitness curves of different algorithms

4 结束语

通过对我国电动汽车发展现状的分析,发现充电站选址存在不合理的问题,对该行业发展造成阻碍。为此,利用改进粒子群算法实现新能源汽车充电站选址。预测了电动汽车分布数量和用户的出行特征,以充电距离最短作为目标函数,设定约束条件;针对粒子群算法存在的搜索缺陷,引入遗传算法对其加以改进;使用改进后的算

法求解目标函数,确定最优选址方案。实验结果表明:本文方法的选址结果满足目标函数要求。新能源汽车已经成为未来发展的趋势,在今后的充电站选址规划中,应综合考虑配电网的协调性,减轻电网负担,实现资源合理利用。

参考文献:

- [1] 吴雨,王育飞,张宇,等. 基于改进免疫克隆选择算法的电动汽车充电站选址定容方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(7): 95-103.
Wu Yu, Wang Yu-fei, Zhang Yu, et al. Siting and sizing method of electric vehicle charging station based on improved immune clonal selection algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(7): 95-103.
- [2] 张艺涵,徐菁,李秋燕,等. 基于密度峰值聚类的电动汽车充电站选址定容方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 132-139.
Zhang Yi-han, Xu Jing, Li Qiu-yan, et al. An electric vehicle charging station siting and sizing method based on a density peaks clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 132-139.
- [3] 冯春,陈木泉,蒋雪. 随机充电需求下城市电动汽车充电站选址优化[J]. 计算机仿真, 2022, 39(11): 193-198, 442.
Feng Chun, Chen Mu-quan, Jiang Xue. Location optimization of urban electric vehicle charging station under random charging demand[J]. Computer Simulation, 2022, 39(11): 193-198, 442.
- [4] 田枫,陈淮莉. 考虑用户选择偏好的电动汽车充电站规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(15): 294-301.
Tian Feng, Chen Huai-li. Research on planning of electric vehicle charging station considering user choice preference [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(15): 294-301.
- [5] 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 Bing-zhen, Yang Jia-nan, Bai Jun-cheng, 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.
- [6] 肖白,高峰. 含不同容量充电桩的电动汽车充电站选址定容优化方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(10): 157-166.
Xiao Bai, Gao Feng. Optimization method of electric vehicle charging stations' site selection and capacity determination considering charging piles with different capacities[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(10): 157-166.
- [7] 严干贵,刘华南,韩凝晖,等. 计及电动汽车时空分布状态的充电站选址定容优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6271-6284.
Yan Gan-gui, Liu Hua-nan, Han Ning-hui, et al. An optimization method for location and capacity determination of charging stations considering spatial and temporal distribution of electric vehicles[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6271-6284.
- [8] 武渊,叶宁. 城市路网中电动汽车充电站双层多目标选址定容模型[J]. 山西大学学报:自然科学版, 2021, 44(4): 695-704.
Wu Yuan, Ye Ning. Double-layer multi-objective location and capacity model for electric vehicle charging stations in urban road networks [J]. Journal of Shanxi University(Natural Science Edition), 2021, 44(4): 695-704.
- [9] 魏路,高磊,李晋宏,等. 基于密度峰值聚类的交通控制子区划分方法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2023, 53(1): 124-131.
Wei Lu, Gao Lei, Li Jin-hong, et al. Traffic sub-area division method based on density peak clustering [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(1): 124-131.
- [10] Li C, Zhang L, Ou Z, et al. Robust model of electric vehicle charging station location considering renewable energy and storage equipment[J]. Energy, 2022, (Jan. 1 Pt. A): 121713.
- [11] Mowry A M, Mallapragada D S. Grid impacts of highway electric vehicle charging and role for mitigation via energy storage[J]. Energy Policy, 2021, 157: 112508.
- [12] Akbari-Dibavar A, Tabar V S, Zadeh S G, et al. Two-stage robust energy management of a hybrid charging station integrated with the photovoltaic system[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(24): 12701-12714.
- [13] Schmidt M, Zmuda-Trzebiatowski P, Kicinski M, et al. Multiple-criteria-based electric vehicle charging infrastructure design problem[J]. Energies, 2021, 14(11): 61364214.

- [14] Anzola J, Aizpuru I, Arruti A. Partial power processing based converter for electric vehicle fast charging stations[J]. *Electronics*, 2021, 10(3): 13320260.
- [15] Welzel F, Klinck C F, Pohlmann Y, et al. Grid and user-optimized planning of charging processes of an electric vehicle fleet using a quantitative optimization model[J]. *Applied Energy*, 2021, 290(1): 116717.
- [16] Xiao Y, Zhang Y, Kaku I, et al. Electric vehicle routing problem: a systematic review and a new comprehensive model with nonlinear energy recharging and consumption[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 151(9): 111567.
- [17] 马云清, 马国顺. 演化博弈视角下PPP模式在新能源汽车换电模式中的应用分析[J]. *应用数学进展*, 2021, 10(6): 1887-1903.
Ma Yun-qing, Ma Guo-shun. Application analysis of PPP mode in new energy vehicle battery exchange mode from the perspective of evolutionary game[J]. *Advances in Applied Mathematics*, 2021, 10(6): 1887-1903.
- [18] 李翠玉, 胡雅梦, 康亚伟, 等. 应用自适应遗传算法的电动汽车充放电协同调度[J]. *吉林大学学报: 工学版*, 2022, 52(11): 2508-2513.
Li Cui-yu, Hu Ya-meng, Kang Ya-wei, et al. Coordination scheduling of electric vehicle charge and discharge using adaptive genetic algorithm [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(11): 2508-2513.
- [19] Chen Q, Huang K, Ferguson M R. Capacity expansion strategies for electric vehicle charging networks: model, algorithms, and case study[J]. *Naval Research Logistics (NRL)*, 2022, 69(3): 442-460.
- [20] Fescioglu-Unver N, Akta M Y, Kasnakolu C. Feedback controlled resource management model for express service in electric vehicle charging stations[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 311(1): 127629.