



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于模糊双目标规划的充电站布局模型

阙华坤, 冯小峰, 郭文翀, 李健, 曾伟良, 范竞敏

### 引用本文

阙华坤, 冯小峰, 郭文翀, 李健, 曾伟良, 范竞敏. [基于模糊双目标规划的充电站布局模型](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 753-758.

QUE Hua-kun, FENG Xiao-feng, GUO Wen-chong, LI Jian, ZENG Wei-liang, FAN Jing-min. [Development of Electric Vehicle Charging Station Distribution Model Based on Fuzzy Bi-objective Programming](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 753-758.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [智能电网中基于优先级的预约式电动汽车充电管理研究](#)

Priority Based EV Charging Management Under Service Reservation in Smart Grid  
计算机科学, 2022, 49(6): 55-65. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200013>

### [基于粒子群优化的 SVM 多分类的电动车价格预测研究](#)

Study on Electric Vehicle Price Prediction Based on PSO-SVM Multi-classification Method  
计算机科学, 2020, 47(11A): 421-424. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191200132>

### [一种基于蚁群的电动汽车充电调度优化方法](#)

Optimization Method of Electric Vehicles Charging Scheduling Based on Ant Colony  
计算机科学, 2020, 47(11): 280-285. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190700129>

### [一种基于标签的 Top-N 个性化推荐算法](#)

Top-N Personalized Recommendation Algorithm Based on Tag  
计算机科学, 2019, 46(11A): 224-229.

### [基于改进粒子群算法的电动汽车停车场 V2G 策略研究](#)

Research of V2G Strategies for EV Parking Lot Based on Improved PSO  
计算机科学, 2018, 45(11A): 92-96.

# 基于模糊双目标规划的充电站布局模型

阙华坤<sup>1</sup> 冯小峰<sup>1</sup> 郭文翀<sup>1</sup> 李健<sup>1</sup> 曾伟良<sup>2</sup> 范竞敏<sup>2</sup>

1 广东电网有限责任公司计量中心 广州 518049

2 广东工业大学自动化学院 广州 510006

(quehuakun@126.com)

**摘要** 随着电动汽车的推广,公共充电站的数量难以满足日益增长的充电需求。充电站建设通常需要进行多周期、多等级的战略规划,同时受政策、经济环境等因素的影响。每个充电站各建设周期的充电需求量、各等级充电站的建设成本以及运营成本都存在很大的不确定性。在考虑充电站服务能力以及服务半径约束的情况下,构建了以全建设周期电动汽车用户充电满意度最大化、充电站总成本最小化为双目标的模糊规划模型,并设计基于自适应和反向搜索机制的多种群遗传算法求解该问题。案例分析对比了改进与标准遗传算法的结果,验证了改进算法及所提模型的有效性,并分析了不同置信水平和充电站服务半径对目标函数的影响。

**关键词:** 充电站布局;模糊多目标规划;电动汽车;满意度

**中图法分类号** TP391

## Development of Electric Vehicle Charging Station Distribution Model Based on Fuzzy Bi-objective Programming

QUE Hua-kun<sup>1</sup>, FENG Xiao-feng<sup>1</sup>, GUO Wen-chong<sup>1</sup>, LI Jian<sup>1</sup>, ZENG Wei-liang<sup>2</sup> and FAN Jing-min<sup>2</sup>

1 Metrology Center of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 518049, China

2 School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

**Abstract** With the popularization of electric vehicles, the number of public charging stations in cities cannot meet the growing demand for charging. Charging station construction usually requires multi-cycle and multi-level strategic planning, which is also affected by policies, economic environment and other factors. There are great uncertainties in the charging demand, the construction cost and operation cost in each charging station construction cycle. Considering the limited-service capacity of charging stations and the constraints of service radius, this paper develops a bi-objective fuzzy programming model that maximizes the charging satisfaction of electric vehicle users in the full cycle and minimizes the total cost of charging stations. Furthermore, a modified genetic algorithm based on adaptive and reverse search mechanisms is proposed to solve this problem. The results of the improved genetic algorithm and the standard genetic algorithm are compared in a case study. The performance of the model with different confidence levels and service radius of charging stations on the objective function are also verified.

**Keywords** Charging station distribution, Fuzzy bi-objective programming, Electric vehicle, Satisfaction

## 1 引言

近年来,随着国家对新能源汽车产业的大力支持,我国电动汽车在生产及应用方面发展迅猛。到2019年6月,我国小型电动汽车数量总计超过280万辆。然而,公共类充电桩仅有约40万台,两者比例约为1:7。在中国的大部分地区,已建成的部分充电站使用效率低,并出现了“有车无桩,有桩无车”的现象。电动汽车的数量逐渐增加且分布不均匀,充电站建设耗资巨大,短时间内一次性建立大量的充电站是不切实际的,因此充电站建设应遵从多周期多等级的规划。然而,充电站分布的现有研究大多侧重于静态建设周期,忽视了不断增长的充电需求对选址模型的影响。另外,由于电动汽车

续航能力有限,通常需要在途中多次充电,因此路网中的充电需求是从起点到终点以流的形式存在,即车辆的充电需求是在网络路段上产生的一种路径流量需求<sup>[1]</sup>。基于这些因素,本文的研究希冀为充电站的合理布局提供科学的指导意见,从而保障充电站的服务质量和运营效益,提高资源配置的合理性,推动电动汽车的规模化发展与应用。

## 2 相关工作

充电站的布局问题一般以建站成本、充电覆盖范围、寻站距离、充电排队时间为优化目标。例如, Pagany 等<sup>[2]</sup>考虑了电动汽车用户从充电站到目的地可容忍的最大距离以及充电站的容量限制等因素,以总成本最小化为优化目标建立数学

基金项目:中国南方电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20185800);国家自然科学基金(61803100)

This work was supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co. Ltd (GDKJXM20185800) and National Natural Science Foundation of China(61803100).

通信作者:曾伟良(weiliangzeng@gdut.edu.cn)

规划模型。Xiang 等<sup>[3]</sup>考虑集成配电系统与运输网络的问题,在充电负载能力约束下,以投资和运营成本最小化为目标建立了优化模型。考虑纯电动汽车的警戒行驶里程和城市道路中车辆行驶具有双向性的特点,Yang 等<sup>[4]</sup>提出了基于截流选址模型的充电站选址方法。

此外,也有学者进一步考虑了城市间电动汽车充电站选址问题。Liu 等<sup>[5]</sup>考虑到城市间的服务能力和地理因素,提出了以充电站建设总成本最小化为目标的充电站最优规划模型。Cheng 等<sup>[6]</sup>通过限制每个站点的车辆数量,建立了有容量约束的最大化覆盖车流量的混合整数规划模型。考虑慢速充电、快速充电和换电站多种类型的充电需求,在成本预算的约束下,Wang 等<sup>[7]</sup>以覆盖路径上电动汽车流最大化为目标建立了混合整数规划模型。Riemann 等<sup>[8]</sup>运用随机用户均衡原理来描述电动车辆驾驶员的路径选择行为,在给定数量的无线充电设施中选择最佳位置以捕获网络上的最大车流量。Jochem 等<sup>[9]</sup>考虑到电动汽车不同行驶距离和快速充电站的不同覆盖范围,提出了在给定快速充电站数量的约束下以覆盖车流量最大化为目标的混合整数规划模型,并采用 CPLEX 进行求解。

综上,现有文献大多关注单周期的充电站布局问题,很少考虑充电站建设的多周期性、充电需求的不确定性以及用户对充电距离的满意度。本研究综合考虑充电站布局的多周期性,动态充电需求量、充电站建设成本以及运营成本的不确定性对电动汽车充电站选址的影响,提出了电动汽车用户充电满意度评价函数,建立了以全周期充电站建设成本与运营成本之和最小化、电动汽车用户充电满意度最大化为双目标的模糊规划模型。

### 3 充电站布局建模

#### 3.1 模型符号

(1)标识集合

$I$ : 充电需求点集合, $i \in I$  是充电需求点;

$J$ : 建设充电站的候选点集合, $j \in J$  为候选点;

$S$ : 充电站等级集合, $s \in S$  指等级;

$T$ : 建设周期集合, $t \in T$  指第  $t$  个周期;

(2)模型参数

$\widetilde{w}_{it}$ : 第  $t$  个周期下需求点  $i$  的模糊需求量,梯形模糊数设置

为  $\widetilde{w}_{it} \sim (\omega_{it1}, \omega_{it2}, \omega_{it3}, \omega_{it4})$ ;

$d_{\max}$ : 电动汽车紧急充电里程,充电站以此作为其服务半径;

$d_{ij}$ : 充电需求点  $i$  到充电站  $j$  距离;

$\widetilde{f}_{ast}$ : 第  $t$  个周期下  $s$  等级充电站模糊建设成本,梯形模糊数设置为  $\widetilde{f}_{ast} \sim (f_{ast1}, f_{ast2}, f_{ast3}, f_{ast4})$ ;

$\widetilde{f}_{cst}$ : 第  $t$  周期下  $s$  等级充电站模糊运营成本,梯形模糊数设置为  $\widetilde{f}_{cst} \sim (f_{cst1}, f_{cst2}, f_{cst3}, f_{cst4})$ ;

$k_s$ :  $s$  等级充电站的服务能力。

(3)决策变量

$x_{ijt}$ : 1 代表第  $t$  周期下需求点  $i$  到充电站  $j$  处进行充电; 0 代表其他;

$y_{jst}$ : 1 代表第  $t$  周期下建立等级为  $s \in S$  的充电站  $j$ ; 0 代表其他。

#### 3.2 模型构建

本研究需要解决的问题是,在充电站服务能力有限以及服务半径约束的情况下,考虑充电需求量、各等级充电站建设成本以及运营成本的模糊性,确定各周期充电站位置、等级以及各个需求点用户选择到哪个充电站充电,使得全周期充电站建设成本和运营成本最小,电动汽车用户充电满意度最大。考虑充电站选址模型中含有模糊参数。本文建立的不确定数学规划模型 M1 如下所示。

$$\text{Max } E[Z_1] = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (E[\widetilde{w}_{it}] x_{ijt} F(d_{ij})) \quad (1)$$

$$\text{Min } E[Z_2] = \sum_{s \in S} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} ((E[\widetilde{f}_{ast}] + E[\widetilde{f}_{cst}]) y_{jst}) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j \in J} x_{ijt} = 1, \forall i \in I, t \in T \quad (3)$$

$$\sum_{s \in S} y_{jst} \leq 1, \forall j \in J, t \in T \quad (4)$$

$$y_{jst} \leq y_{jst+1}, \forall j \in J, s \in S, t \in T \quad (5)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ijt} d_{ij} \leq d_{\max}, \forall i \in I, t \in T \quad (6)$$

$$x_{ijt} \leq y_{jst}, \forall i \in I, j \in J, t \in T, s \in S \quad (7)$$

$$\text{Cr}[\sum_{i \in I} \widetilde{w}_{it} x_{ijt} \leq \sum_{s \in S} k_s y_{jst}] \geq \alpha, \forall j \in J, t \in T \quad (8)$$

$$x_{ijt} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, j \in J, t \in T \quad (9)$$

$$y_{jst} \in \{0, 1\}, \forall j \in J, s \in S, t \in T \quad (10)$$

其中,目标函数式(1)表示最大化全周期的电动汽车用户充电满意度;目标函数式(2)表示最小化充电站总成本,包括充电站建设成本与运营成本;式(3)表示每个充电需求由一个充电站完成;式(4)表示每个充电站只能建一种等级;式(5)表示充电站一旦建立,不考虑拆除;式(6)表示电动汽车满足充电站最大服务半径约束;式(7)表示电动汽车去已建充电站处寻求充电服务;式(8)表示满足充电站服务能力约束的可信性<sup>[13]</sup>不小于  $\alpha, \alpha \in [0, 1]$ ;式(9)、式(10)表示决策变量。

电动汽车用户充电满意度与充电距离的关系表达式如式(1)所示。

$$F(d_{ij}) = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq L_i \\ \frac{1 + \cos\left(\frac{\pi}{U_i - L_i} \left(d_{ij} - \frac{U_i + L_i}{2}\right) + \frac{\pi}{2}\right)}{2}, & L_i \leq d_{ij} \leq U_i \\ 0, & d_{ij} \geq U_i \end{cases} \quad (11)$$

其中, $d_{ij}$  表示为需求点  $i$  到候选点  $j$  的距离; $F(d_{ij})$  表示电动汽车用户对充电需求点  $i$  的充电满意度值; $U_i$  和  $L_i$  分别表示需求点  $i$  的充电满意度最大和最小的临界距离值,可通过调查问卷获得。

根据 Liu 等<sup>[10]</sup>提出的可信性理论和梯形模糊数的期望值公式,多目标模糊规划模型 M1 可转化为清晰等价的模型 M2,如式(12)–式(14)所示。

$$\text{max } Z_1 = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} \left( \frac{(\omega_{it1} + \omega_{it2} + \omega_{it3} + \omega_{it4})}{4} x_{ijt} F(d_{ij}) \right) \quad (12)$$

$$\text{Min } Z_2 = \sum_{s \in S} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} \left[ \left( \frac{f_{ast1} + f_{ast2} + f_{ast3} + f_{ast4}}{4} + \frac{f_{cst1} + f_{cst2} + f_{cst3} + f_{cst4}}{4} \right) y_{jst} \right] \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } & \sum_{i \in I} [(2-2\alpha)w_{i3} \pm (2\alpha-1)w_{i4}]x_{ijt} \leq \\ & \sum_{s \in S} k_s y_{jst}, \forall j \in J, t \in T \end{aligned} \quad (14)$$

上述模型的约束条件还包括式(3)–式(7),式(9)和式(10)。转化后的清晰等价模型,机会约束的置信水平满足  $0.5 \leq \alpha \leq 1$ 。

清晰等价模型 M2 是一个多目标规划模型,本文采用 TH 和 SO 这两种交互式模糊转化方法将多目标模型转化为单目标模型,其转化过程如下。

步骤 1 确定可接受置信水平,求解两个目标函数的正理想值(PIS)和负理想值(NIS)。为了获得第一个目标函数的正理想值  $Z_1^{\text{PIS}}$  和负理想值  $Z_1^{\text{NIS}}$ ,应为第一个目标函数  $Z_1$  分别求解清晰等价模型的最大值与最小值;为了获得第二个目标函数的正理想值  $Z_2^{\text{PIS}}$  和负理想值  $Z_2^{\text{NIS}}$ ,应为第二个目标函数  $Z_2$  分别求解清晰等价模型的最小值和最大值。

步骤 2 确定两个目标函数的线性隶属度函数如下:

$$\mu_1(Z) = \begin{cases} 0, & Z_1 \in (-\infty, Z_1^{\text{NIS}}) \\ \frac{Z_1^{\text{PIS}} - Z_1}{Z_1^{\text{PIS}} - Z_1^{\text{NIS}}}, & Z_1 \in (Z_1^{\text{NIS}}, Z_1^{\text{PIS}}) \\ 1, & Z_1 \in (Z_1^{\text{PIS}}, +\infty) \end{cases} \quad (15)$$

$$\mu_2(Z) = \begin{cases} 1, & Z_2 \in (-\infty, Z_2^{\text{PIS}}) \\ \frac{Z_2^{\text{NIS}} - Z_2}{Z_2^{\text{NIS}} - Z_2^{\text{PIS}}}, & Z_2 \in (Z_2^{\text{PIS}}, Z_2^{\text{NIS}}) \\ 0, & Z_2 \in (Z_2^{\text{NIS}}, +\infty) \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $\mu_k(Z)$  ( $k=1,2$ ) 表示第  $k$  个目标函数的实现水平,即该值越大,对该目标越满意。

步骤 3 利用 TH 和 SO 聚合函数<sup>[11]</sup>将等效的多等级电动汽车充电站多周期多目标规划清晰模型转化为单目标模型进行求解,寻找最终的解决方案。TH 聚合函数如式(17)–式(19)所示:

$$\max Q(Z) = \gamma \lambda_0 + (1-\gamma) \sum_{h=1}^2 \theta_h \mu_h(Z) \quad (17)$$

$$\text{s. t. } \lambda_0 \leq \mu_h(Z), h=1,2 \quad (18)$$

$$x \in Z(x), \lambda_0, \gamma, \theta \in [0,1] \quad (19)$$

其中,  $Z(x)$  表示等效清晰模型的约束构成的可行区域,  $\lambda_0$  表示两个目标函数的最小实现水平,即  $\lambda_0 = \min\{\{\mu_h(Z) | h=1,2\}\}$ 。另外  $\theta_h$  和  $\gamma$  分别表示第  $h$  个目标函数权重系数及补偿因子。TH 聚合函数利用  $\gamma$  值在最小的目标函数实现水平和加权目标函数实现水平之间进行平衡。

SO 聚合函数如式(20)–式(22)所示:

$$\max Q(Z) = \gamma \lambda_0 + (1-\gamma) \sum_{h=1}^2 \theta_h \lambda_h \quad (20)$$

$$\text{s. t. } \lambda_0 + \lambda_h \leq \mu_h(Z), h=1,2 \quad (21)$$

$$x \in Z(x), \lambda_0, \gamma, \theta \in [0,1] \quad (22)$$

其中,  $\lambda_h$  表示两目标函数的实现水平与两者中最小实现水平的差值 ( $\lambda_h = \mu_h(Z) - \lambda_0, h=1,2$ ),其他参数含义同 TH。

步骤 4 根据决策者偏好确定补偿因子  $\gamma$  值以及两目标的权重系数  $\theta_h$  值,如果决策者更加注重充电站总成本,则可增大第二个目标函数的权重  $\theta_2$ ,反之则减少  $\theta_2$ 。若当第二个目标函数实现水平  $\mu_2(Z)$  较小时,则可增大补偿因子值,当  $\mu_2(Z)$  较大时,则可减少补偿因子  $\gamma$  值。然后根据设定的  $\theta_h$  与  $\gamma$  值求解。根据决策者的目标偏好调节  $\gamma$  和  $\theta_h$  的参数值,并根据决策者期望的可信性水平的高低来增大或减小  $\alpha$  值。

### 3.3 求解方法

清晰等价模型 M2 通过上述变换转化为单目标函数后,可采用改进的遗传算法进行求解。自适应交叉和变异概率、反向搜索以及多种群是 3 种较好的改进传统遗传算法性能的方法。下面详述基于自适应和反向搜索机制的多种群遗传算法对充电站分布问题的求解过程。

#### (1) 编码与解码

为了同时得到各周期充电站的位置和等级,将每个染色体分成两段,两段均采用自然数编码,总长度设为  $2a$ ,  $a$  为充电站候选点数目。第一段有  $a$  个基因,每个基因位都是在  $0 \sim m$  的自然数中随机产生,  $m$  为充电站等级数目。如果某基因位上的数大于 0,则选定相应候选点建立充电站,且该基因位值代表相应候选点的充电站等级,而基因位值代表相应候选点的建站周期。为了保证种群个体的多样性,编码时,染色体等级与周期部分并不强调逻辑性,即在某周期某候选点未被选中(即等级部分该基因位值为 0),但周期部分该基因位值大于 0。例如,对于有 3 个建站周期(编号为 1–3),4 种充电站等级(编号为 1–4),6 个充电站候选点(编号为 1–6): 0-1-3-1-0-4-1-1-2-1-1-3。染色体分成两段,染色体第一段的 6 个基因位为:0-1-3-1-0-4。染色体第一段表示所选中的充电站候选点及其等级,即候选点 2,3,4,6 选择建立充电站,且等级分别为第一等级、第三等级、第一等级、第四等级。染色体第二段的 6 个基因位为:1-1-2-1-1-3。染色体第二段表示充电站的建站周期,即在第一周期选择候选点 2,4 建站,第二周期新增候选点 3 建站,第三周期新增候选点 6 建站。

#### (2) 适应度函数设计

对于带有约束条件的优化问题,适应度函数可以用目标函数的相反数与惩罚函数之和来表示。设  $\tau_i$  为当前种群第  $i$  条染色体,  $Z$  为第  $i$  条染色体目标函数值,  $M$  为足够大的正数,适应度函数如式(23)所示:

$$f(\tau_i) = \begin{cases} Z, & \text{满足约束} \\ -Z+M, & \text{不满足约束} \end{cases} \quad (23)$$

#### (3) 遗传操作

选择:利用轮盘赌算法将部分染色体保留到下一代,形成新种群。

交叉:在新种群中以交叉概率选择多对染色体进行两点交叉。随机产生两个断点,由这两点确定一个匹配段,然后将对应的基因片段进行交换,形成两个新的子代染色体。

变异:染色体中包含了所建充电站的等级和周期两种信息,考虑到等级子串和周期子串自身的不同特点,在进行变异操作时,采用将染色体分段分别进行单点变异操作的方式,生成随机数,确定变异位置,并生成一个不同于该位置上的原数值作为变异结果。

#### (4) 自适应机制

根据每个子种群的进化情况适应性地改变交叉和变异概率,基于式(24)、式(25)可自适应地进行调整。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c2} - P_{c1})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ P_{c2}, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (24)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m2} - P_{m1})(f_{\text{max}} - f')}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m2}, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (25)$$

其中,  $f_{\text{avg}}$  和  $f_{\text{max}}$  分别为种群的平均适应度值和最大适应度值,  $f$  为两个待交叉个体中较大的适应度值,  $f'$  表示待变异个

体的适应度值;  $P_{c1}$  和  $P_{c2}$  分别为最小、最大交叉概率;  $P_{m1}$  和  $P_{m2}$  分别表示最小、最大变异概率。  $P_{c1}, P_{c2}, P_{m1}$  和  $P_{m2}$  均为  $(0, 1)$  之间的值。

#### (5) 反向搜索

反向搜索是一种可以增强算法探索新的解空间的能力并降低陷入局部最优概率的方法。若初始化后的个体为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n)$ , 则可设其反向解为  $X = (X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_n)$ , 其中  $X_k$  满足式(26):

$$X_k = x_{\max} + x_{\min} - x_k \quad (26)$$

其中,  $x_{\max}$  和  $x_{\min}$  分别为整个种群在执行遗传操作之前的最大值和最小值。

#### (6) 基于自适应和反向搜索机制的多种群遗传算法步骤

步骤 1 初始化参数。种群数量为  $N$ , 每个种群随机产生  $M$  个个体, 且各种群独立进化代数数为  $S$ , 最大交叉概率  $P_{c1}$ , 最小交叉概率  $P_{c2}$ , 最大变异概率  $P_{m1}$  和最小变异概率  $P_{m2}$ 。

步骤 2 随机产生  $N$  个初始种群。

步骤 3 将需求点分配给最近的充电站候选点。

步骤 4 将适应度函数定义为  $f(x)$ , 计算各种群中每个个体的适应函数值  $f(x_j), j=1, \dots, M$ 。

步骤 5 利用反向搜索产生新种群, 并计算各新种群中每个个体的适应函数值  $f(x_j'), j=1, \dots, M$ , 若  $f(x_j') > f(x_j)$ , 则保留新个体, 否则不保留。

步骤 6 针对每个种群  $i$  进行以下操作后产生一个新种群, 直到产生  $N$  个新种群:

1) 采用轮盘赌算法进行选择操作;

2) 根据参数的自适应性, 计算当前种群的交叉概率  $P_{ci}$ , 并按交叉概率  $P_{ci}$  从第  $i$  个种群中随机选取两个个体  $x_1$  和  $x_2$  进行交叉操作, 产生两个新个体  $x_1'$  和  $x_2'$ , 计算适应度值  $f(x_1')$  和  $f(x_2')$ , 若  $f(x_1') > f(x_1)$  和  $f(x_2') > f(x_2)$ , 则保留新个体, 否则不保留;

3) 根据参数的自适应性, 计算当前种群的变异概率  $P_{mi}$ , 并按变异概率  $P_{mi}$  选择个体进行变异操作, 若变异后的新个体适应度值大于变异前的个体适应度值, 则保留新个体, 否则不保留。

步骤 7 找出当前  $N$  个群体中各自的最优个体和最差个体, 然后选择当前总最优个体, 将其无条件地转移到  $N$  个种群中以替换其他种群中最差的个体。

步骤 8 若遗传进化达到给定的最大进化代数或当前总最优个体满足收敛条件, 则算法结束, 否则返回步骤 6。

## 4 案例分析

首先使用 Matlab 从平面内随机生成数据, 假设该平面主要包含 70 个小型区域, 即随机生成 70 需求点的坐标作为需求点集合, 并随机生成 34 个充电站候选点坐标作为充电站候选点集合, 算例的需求点与候选点数据取自随机生成的需求点集合与候选点集合。所有需求点与充电站候选点的位置如图 1 所示, 其他参数取值如表 1 所列。为了生成梯形模糊数  $(\tilde{c} \sim (c_1, c_2, c_3, c_4))$  的 4 个突出点, 本节根据 Rahimi 等<sup>[12]</sup> 提出的做法, 首先随机生成每个参数的  $c_2, c_3$  两个值且  $c_2 < c_3$  (使用表 1 中指定的均匀分布); 其次, 在不失一般性的情况下, 在均匀分布  $[0.2, 0.8]$  之间生成两个随机数  $r_1$  和  $r_2$ , 然后通过式(27)计算模糊数  $c_1$  和  $c_4$ 。

$$c_1 = (1 - r_1)c_2, c_4 = (1 + r_2)c_3 \quad (27)$$

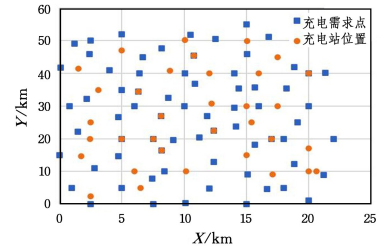


图 1 需求点与充电站候选点的位置

Fig. 1 Locations of charging demand points and candidate charging stations

表 1 算例的参数取值

Table 1 Example parameter setting

参数	取值
充电站服务半径 $d_{\max}$ /千米	10
需求量 $w_u$	U(10, 100)
第二等级充电站运营成本 $\tilde{f}_{c12}$ /万元	U(68, 74)
第四等级充电站运营成 $\tilde{f}_{c14}$ /万元	U(90, 95)
第二等级充电站建站成本 $\tilde{f}_{a12}$ /万元	U(230, 270)
第四等级充电站建站成本 $\tilde{f}_{a14}$ /万元	U(380, 430)
满意度临界值 $U_i$	10
4 个等级充电站处的服务能力 $k_1, k_2, k_3, k_4$	80, 150, 350, 500
第一等级充电站运营成本 $\tilde{f}_{c11}$ /万元	U(50, 65)
第三等级充电站运营成本 $\tilde{f}_{c13}$ /万元	U(80, 85)
第一等级充电站建站成本 $\tilde{f}_{a11}$ /万元	U(150, 200)
第三等级充电站建站成本 $\tilde{f}_{a13}$ /万元	U(300, 350)
满意度临界值 $L_i$	3

本文给出 3 个算例来验证所提模型及改进算法的有效性 & 可行性。3 个算例的需求点与候选点数据取自随机生成的需求点集合与候选点集合, 算例规模如表 2 所列。例如, 算例 1 有 3 个建站周期, 每一周期的需求点数量分别为 10, 20, 30, 候选点数量为 17。

表 2 算例规模

Table 2 Example size

算例	周期数	需求点数量(周期)	候选点数量
1	3	10(1), 20(2), 30(3)	17
2	3	30(1), 40(2), 50(3)	25
3	3	50(1), 60(2), 70(3)	34

根据以上设计的模型和解法, 使用 MATLAB 进行编程, 标准遗传算法中种群规模为 400, 交叉概率和变异概率分别为 0.8 和 0.1, 最大迭代次数为 200。针对每个算例, 两种算法分别独立运行 30 次。

#### (1) 算法收敛性分析

为了比较改进遗传算法与标准遗传算法的收敛速度, 以 TH 多目标转化方法为例, 选取 3 个算例 30 次实验目标函数收敛最优情况的收敛曲线图进行分析, 设定置信水平  $\alpha$  为 0.6、权重系数  $\theta_h$  分别为 0.9 和 0.1、 $\gamma$  为 0.6 进行实验, 随机选取算例 1, 2, 3 的收敛曲线进行分析。

从图 2 的 3 个算例目标函数收敛曲线图可以看出: 1) 改进遗传算法的寻优能力更强, 求解问题的结果比标准遗传算法求解问题的结果更加优化; 2) 改进遗传算法收敛到较优解的速度更快, 收敛结果更好, 并且随着规模的增大, 仍能保持较快的速度收敛到较优解。因此, 通过对比结果, 改进遗传算法能够有效解决标准遗传算法收敛缓慢、易早熟收敛及收敛精度低等问题。

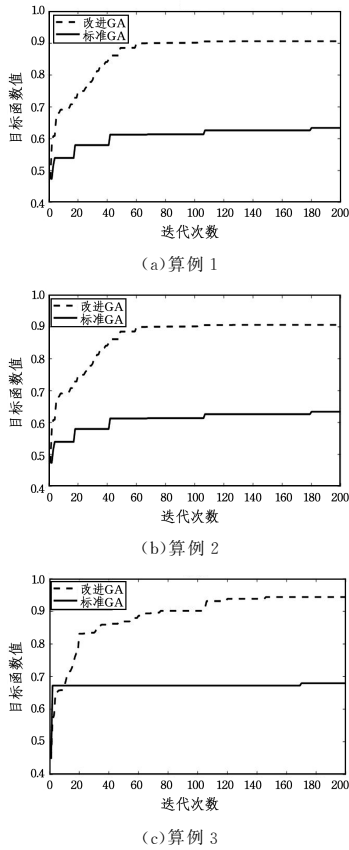


图2 改进GA与标准GA的收敛速度对比

Fig. 2 Comparison of convergence speed of improved GA and traditional GA

(2)模型的有效性分析

以算例1为例,首先设定置信水平 $\alpha$ 为0.6,分别求解两目标的正负理想值,如表3所列。其次设定权重系数( $\theta_1 = 0.9, \theta_2 = 0.1$ )对不同的 $\gamma$ 进行实验,比较TH方法与SO方法结果的差异性,其中两个目标实现水平之间的差值Gap如图3所示。最后设定 $\gamma = 0.6$ ,对不同权重系数 $\theta_i$ 值进行实验,比较TH与SO方法对权重系数的敏感性,得到的结果如表4所列。值得注意的是,为了保证实验结果的可靠性,对不同的参数设置均运行30次,最后结果取运行30次的平均值。

表3 算例1的目标函数对应的正负理想值

Table 3 Ideal positive/negative value for the objective function of example 1

目标函数	正理想值(PIS)	负理想值(NIS)
$Z_1$	2954	776
$Z_2$	2652	8670

对比两种方法的实验结果,如图3以及表4所示,可以看出:1)当 $\gamma$ 值较小时,TH方法的Gap值小于SO方法Gap值,因此TH方法倾向于寻找两个目标函数之间的平衡解,更关注两个目标函数中的最低实现水平,即 $\lambda_0$ ;而SO方法更倾向于生成非平衡解,适用于决策者更注重获得具有较高相对重要性目标的高实现水平解决方案。随着 $\gamma$ 值的增大,SO方法的Gap值越来越接近TH方法的Gap值,且目标函数实现水平的差值越来越小,因此TH与SO两种方法均倾向于寻求两个目标之间的平衡解,且TH方法更加稳定。2)通过增加目标函数的权重系数 $\theta$ 值,相应目标函数的实现水平值大都增加,并且SO方法增加的幅度比TH方法大,说明SO

方法对权重系数 $\theta$ 值更敏感,进一步验证了TH方法的稳定性。通过上述实验分析可以看出,本文所建模型能够有效地求解充电站选址规划问题,并可以为决策者提供不同决策偏好下的解决方案。

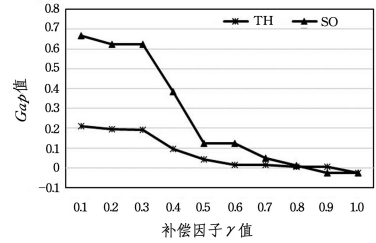


图3 不同 $\gamma$ 值对应的目标函数实现水平的差异值

Fig. 3 Gap values for the objective functions with different  $\gamma$  value

表4 不同 $\theta$ 值的TH与SO方法结果

Table 4 Results for TH and SO methods with different  $\theta$  values

权重系数 ( $\theta_1, \theta_2$ )	方法	$Z_1$	$Z_2$	$\mu(Z_1)$	$\mu(Z_2)$
(0.1, 0.9)	TH	2652	3100	0.861	0.926
	SO	2436	2688	0.762	0.994
(0.3, 0.7)	TH	2725	3256	0.895	0.900
	SO	2624	3175	0.848	0.913
(0.5, 0.5)	TH	2735	3263	0.899	0.898
	SO	2704	3326	0.885	0.888
(0.7, 0.3)	TH	2745	3274	0.904	0.897
	SO	2755	3502	0.909	0.859
(0.9, 0.1)	TH	2755	3292	0.909	0.894
	SO	2789	3858	0.924	0.800

(3)敏感性分析

为了进一步分析不同置信水平与充电站服务半径对目标函数的影响,以算例1为例,采用TH方法,设定权重系数 $\theta_i$ 分别为0.9和0.1, $\gamma$ 为0.6。为了保证实验结果的可靠性,对不同的参数设置均运行30次,最后结果取运行30次的平均值。首先将置信水平 $\alpha$ 分别取0.6,0.7,0.8,0.9,1,然后计算充电满意度与充电站总成本,所得结果如图4所示。其次将置信水平 $\alpha$ 值设定为0.6,充电站服务半径 $d_{max}$ 分别取10,12,14,16,18,20,然后计算充电满意度与充电站总成本,所得结果如图5所示。

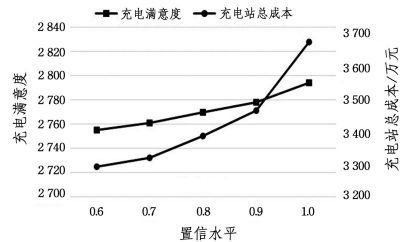


图4 置信水平 $\alpha$ 的灵敏度分析

Fig. 4 Sensitivity analysis for different confidence levels

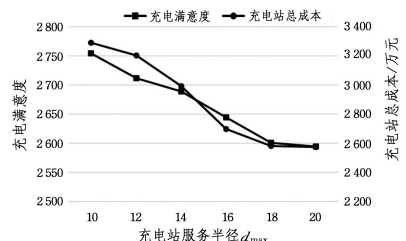


图5 充电站服务半径 $d_{max}$ 的灵敏度分析

Fig. 5 Sensitivity analysis for the service radius of charging station

结果显示:1)随着置信水平的提高,充电站总成本与电动汽车用户充电满意度都增加,且充电站总成本对置信水平的变化更敏感。为了降低较高置信水平下的不可信风险,满足电动汽车用户的充电需求,需要建立高等级或者更多的充电站,从而使得充电站总投资成本增加,电动汽车用户的充电满意度也增加。2)随着充电站服务半径的增大,充电站总成本与电动汽车用户充电满意度先降低,后趋于平稳。由于随着充电站数目的减少,用户不得不选择更远的充电站寻求充电服务,因此用户充电满意度逐渐下降。但当充电站服务半径增加到一定的值时(如此例中 $d_{\max} = 18 \text{ km}$ ),进一步增加几乎不会对目标函数产生影响。

**结束语** 本文研究了不确定环境下电动汽车充电站优化布局问题,构建了基于可信性理论的多等级电动汽车充电站多周期模糊数学规划模型。本研究采用 TH 与 SO 两种方法处理多目标模型,设计了基于自适应和反向搜索机制的多种群遗传算法求解各周期充电站的位置、等级,并确定各个需求点的用户到哪个充电站进行充电。通过算例分析,结果表明改进遗传算法在解的质量、收敛速度以及稳定性方面都优于标准遗传算法。因此,改进的遗传算法可有效求解所提出的充电站选址问题。其次,采用的两种多目标转化方法可以为决策者提供多种决策方案,决策者可根据个人偏好进行选择。随着置信水平的提高,需要建立高等级或者更多的充电站以满足充电需求,充电站总成本与电动汽车用户充电满意度都增加,而随着充电站服务半径的增加,两目标都能得到更优的结果。因此,决策者要根据实际情况,合理设定置信水平与充电站服务半径的值。

未来的研究可从以下几个方面进行拓展:1)充电站的建设是一个复杂过程,在选址规划中,影响因素很多,除了本文中考虑的充电站成本、等级、电动汽车数量、续航里程以及多周期建设等,还需要考虑充电站的运维、窃电等情况;2)本文只研究了充电站选址规划与电动汽车到达充电站的距离有关,而在实际选址过程中,还可以结合排队模型进行研究;3)由于技术条件的限制,本文未对电动汽车充电需求的时空分布进行建模分析。随着电动汽车行驶数据的逐渐丰富和大数据技术的日趋成熟,可以进一步获取电动汽车用户的出行轨迹数据,从而更加准确地预测充电需求的时空分布,为充电设施选址提供更加准确的数据支持。

## 参 考 文 献

- [1] ZHU Z H, GAO Z Y, ZHENG J F, et al. Charging station location problem of plug-in electric vehicles[J]. Journal of Transport Geography, 2016, 52: 11-22.
- [2] PAGANY R, CAMARGO L R, DORNER W. A review of spatial localization methodologies for the electric vehicle charging infrastructure[J]. International Journal of Sustainable Transportation, 2019, 13(6/7/8/9/10): 433-449.
- [3] XIANG Y, LIU J, LI R, et al. Economic planning of electric vehicle charging stations considering traffic constraints and load profile templates[J]. Applied Energy, 2016, 178: 647-659.
- [4] YANG Y, GAO P, ZHAO C Z. Electric Vehicle Temporary Charging Station Location Model and Constant Volume Model in the City[J]. Journal of Chongqing Normal University(Natural Science), 2020, 37(6): 1-6.
- [5] LIU Z P, WEN Q F, XUE F S. Optimal location and constant volume of electric vehicle charging stations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(3): 54-59.
- [6] CHENG Y, WANG L. A location model for capacitated alternative-fuel stations with uncertain traffic flows [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 145(1): 12-19.
- [7] WANG N, WANG C, NIU Y, et al. A two-stage charging facilities planning method for electric vehicle sharing systems[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 57(1): 149-157.
- [8] RIEMANN R, WANG D Z W, BUSCH F. Optimal location of wireless charging facilities for electric vehicles: flow-capturing location model with stochastic user equilibrium[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 58: 1-12.
- [9] JOCHEM P, BRENDEN C, REUTER-OPPERMANN M, et al. Optimizing the allocation of fast charging infrastructure along the German autobahn[J]. Journal of Business Economics, 2016, 86(5): 513-535.
- [10] LIU B, LIU Y K. Expected value of fuzzy variable and fuzzy expected value models[J]. IEEE transactions on Fuzzy Systems, 2002, 10(4): 445-450.
- [11] TORABI S A, HASSINI E. An interactive possibilistic programming approach for multiple objective supply chain master planning[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, 159(2): 193-214.
- [12] RAHIMI Y, TAVAKKOLI-MOGHADDAM R, MOHAMMADI M, et al. Multi-objective hub network design under uncertainty considering congestion: An M/M/c/K queue system[J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40(5/6): 4179-4198.



**QUE Hua-kun**, born in 1986, senior engineer. His main research interests include metering automation and charging strategy.



**ZENG Wei-liang**, born in 1986, Ph.D., associate professor. His main research interests include routing problem in complex network, traffic simulation and big data visualization for smart city.