基于改进自适应遗传算法的EV充电站动态规划

臧海祥」,傅雨婷」,陈 铭2,沈海平2,缪立恒2,张思德1,卫志农1,孙国强1 (1. 河海大学 能源与电气学院,江苏 南京 211100;2. 国网江苏省电力有限公司 无锡供电分公司,江苏 无锡 214061)

摘要:建立了综合充电站、电动汽车(EV)用户与配电网多方利益的快速充电站规划模型,考虑EV保有量增 长的影响,同时计及EV增长率的不确定性,构建了2种EV充电站随机机会约束动态规划模型,并提出考虑 充电需求空间分布的改进自适应遗传算法(IAGA)求解上述规划模型。通过一个实际算例验证了所提IAGA 在求解充电站规划问题时的可行性与有效性,并对比分析了2种动态规划模型的规划结果。 关键词:电动汽车;充电站;选址定容;动态规划;遗传算法;配电网;机会约束规划 中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201912023

0 引言

截至2017年,我国机动车保有量达到3.1亿辆, 机动车污染已成为我国空气污染的重要来源,是造 成环境空气污染的重要原因[1]。随着能源短缺和环 境污染问题的日益凸显,电动汽车 EV(Electric Vehicle)凭借其零尾气排放、低噪声污染等良好的环保 效益和社会效益得到了广泛的关注。法国、荷兰、德 国等国家已提出停止销售燃油车的计划,我国也已 启动传统燃油车的退出时间表研究[2]。充电基础设 施的合理规划与建设是大规模推广EV的重要保障, 是当前加快EV推广的紧迫任务。

充电站的规划问题与EV充电需求密切相关,目 前相关研究对EV充电需求的处理主要分为基于交 通流的规划方法和基于充电需求点的规划方法这2 类。本文采用基于充电需求点的规划方法,认为充 电需求点已知[3]。国内外的现有研究成果中对充电 需求点的处理有多种方法:文献[4]认为充电需求出 现在用户的出行终点;文献[5]随机生成了500辆EV 的位置作为充电需求位置;文献[6-7]考虑了交通流 量,并将交通流量转换为固定在交通节点的充电需 求:文献[8-9]将有充电需求的车辆整合到距离其最 近的交通节点;部分文献考虑了用户出行的不确定 性并建立了EV出行模型以确定充电需求点,如文献 [10]认为充电需求出现在EV剩余电量达到警戒值 时,文献[11]认为充电需求出现在EV电量耗尽处。

当前关于EV充电站规划的相关研究大多是在 EV保有量恒定的背景下进行的,通过假设规划水平 年 EV 保有量或 EV 渗透率的方法对充电站进行规

收稿日期:2019-02-26;修回日期:2019-10-29

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(51507052); 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2017092)

Project supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (51507052) and the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2017092)

划,忽略了EV保有量的变化对充电站规划的影响。 文献[12]通过预测 EV 保有量得到 EV 充电需求变 化,得到随着EV数量的增长,规划区域需建设更多 的快速充电站的结论;文献[13-14]考虑了充电站在 规划期的效益,但均没有考虑在规划期内随着EV保 有量的增加,充电站规划方案的动态更新;文献[15] 在算例中研究了不同EV渗透率下的充电站规划,但 仅更新了充电站容量,没有考虑充电站数量与选址 的改变;文献[16]研究了EV高保有量场景下的充电 站规划方案,在EV高保有量场景下所有候选站址均 规划了1座充电站,且充电设备均达到了数千台,超 出了充电站的最大容量限制,可见EV保有量对充电 站的选址与定容有较大的影响,基于不同EV保有量 场景对充电站进行动态规划是十分必要的。

考虑到当前 EV 保有量仍较低, EV 电池技术、充 电技术等还不成熟,充电基础设施标准规范体系尚 不完善,成熟商业模式尚未形成,在此阶段,若规划 过多的充电基础设施将导致充电站闲置、运行维护 费用高昂、充电站效益低下等一系列问题。随着EV 保有量的增加,又需要较大的充电站建设密度以及 充电站容量。因此,本文主要研究了考虑充电需求 增加的充电站动态规划。

本文首先提出了以充电站、EV用户和配电网三 者综合成本最小为目标的充电站规划模型,从2种 动态规划思路出发,同时计及EV增长率的不确定 性,建立了2种随机机会约束动态规划模型。本文 提出基于充电需求空间分布的改进自适应遗传算法 IAGA (Improved Adaptive Genetic Algorithm) 求解 充电站动态规划模型。基于MATLAB进行仿真与 分析,通过一个实际算例验证本文所提算法的可行 性与有效性,同时对比分析了2种动态规划方案的 特点。

静态规划模型 1

本文的研究对象为向社会私家车辆、出租车等

提供服务的公共快速充电站,仅考虑用户的快速充 电需求。相较于考虑EV保有量增加的充电站动态 规划模型,本节所提静态规划是在EV保有量确定的 场景下对充电站进行规划。静态规划模型是动态规 划模型的基础,本文首先介绍静态规划模型。

1.1 充电站规划综合成本

综合考虑充电站与用户双方的利益,同时考虑 配电网网络损耗成本,本文建立了以充电站年均建 设投资成本 C_{inv}、充电站用户成本 C_u以及网络损耗 成本 C_{los}的综合成本 C最小为目标的规划模型,具体 数学表达式如下:

 $\min C = C_{inv} + C_u + C_{loss} \tag{1}$

(1)充电站年均建设投资成本。

充电站年均建设投资成本 C_{inv}主要包括充电站 固定投资成本、充电设备(本文特指快速充电机)建 设成本以及租金成本,具体数学表达式为:

$$C_{\rm inv} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^{n_c} \left(C_{{\rm init},i} + P_{\rm ch} C_{\rm con} c_i + s_i C_{{\rm lan},i} \right)$$
(2)

其中,T为充电站的生命周期; n_e 为规划的充电站数 量; $C_{init,i}$ 为充电站i的固定投资成本; P_{eh} 为充电设备 的额定容量; C_{eon} 为充电设备的单位容量建设成本; c_i 为充电站i内的充电设备数量; s_i 为充电站i的占地 面积; C_{init} 为生命周期内充电站i的单位租金成本。

(2)充电站用户成本。

充电站用户成本 C_u由用户充电途中的电量损 耗成本和用户时间成本构成,主要取决于用户距离 其最近充电站的距离,具体数学表达式为^[17]:

$$C_{u} = T_{y} \sum_{i=1}^{n_{e}} \sum_{j \in V(i)} d_{ij} n_{ev,j} \xi(p_{e}/g + K/v)$$
(3)

其中, T_{y} 为一年的总天数;V(i)为充电站i服务范围 内的需求点集合,考虑到用户通常前往距离其最近 的充电站进行充电,本文采用Voronoi图划分充电站 的服务范围; d_{ij} 为需求点j与充电站i之间的欧氏距 离; $n_{ev,j}$ 为需求点j的 EV 数; ξ 为有快速充电需求的 用户比例; p_{e} 为电价;g为 EV 单位电量的可行驶里 程;K为当地用户的平均收入;v为 EV 的平均行驶 速度。

(3)网络损耗成本。

网络损耗成本 C_{loss} 的计算公式为:

$$C_{\rm loss} = c_{\rm e} \sum_{t=1}^{24T_{\rm y}} \sum_{i=1}^{l} I_{i,t}^2 R_i$$
(4)

其中, c_e 为电能单价;l为配电系统中的支路数; $I_{i,t}$ 为时段t第i条馈线的电流; R_i 为第i条馈线的支路电阻。

1.2 基于排队理论的定容模型

EV 到达充电站的规律一般服从参数为λ的泊 松分布,接受充电服务的时间服从参数为μ的负指 数分布,是一个标准的 M / M / c 排队系统模型。充 电站 i 的 EV 平均到达率 λ_i 与充电站充电设备的平 均服务率 μ 可分别由式(5)和式(6)得到。

$$\lambda_{i} = \frac{\sum_{j \in V(i)} n_{\text{ev},j} \xi}{t_{\text{cs}}}$$
(5)

$$\mu = \frac{1}{P_{\rm ev} \zeta / P_{\rm ch} + t_{\rm in/out}} \tag{6}$$

其中,t_{es}为充电站的工作时间;P_{ev}为EV的平均容 量;ζ为EV平均充电电量占容量的比例;t_{in/eut}为EV 进出站的时间。

考虑到选择快速充电的用户往往对时间有较高的要求,本文以用户平均等待时间小于极限值和充电站容量限制为约束条件,以最小化充电站容量为目标确定充电站内需配置充电设备的数量。充电设备的数量c可由式(7)确定。

$$c = \begin{cases} \min\{c\} & c \ge c_{\min} \\ c_{\min} & c < c_{\min} \end{cases}$$
(7)

约束条件及相关参数的计算公式如下:

W

 $c \leq c_{\max}$ (8)

$$T_q \leq W_{qmax}$$
 (9)

$$W_{q} = \frac{(c\rho)^{c}\rho}{c!(1-\rho)^{2}\lambda} p_{0}$$
(10)

$$p_0 = \left[\sum_{k=0}^{c-1} \frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k + \frac{1}{c!} \frac{1}{1-\rho} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^c\right]^{-1} \quad (11)$$

其中, c_{max} 、 c_{min} 分别为充电设备数量的最大、最小限 制值; W_q 为排队等待时间; W_{qmax} 为最大的允许排队 等待时间; $\rho = \lambda/(c\mu)$ 为充电站的服务强度,且 $\rho < 1$; p_0 为全部充电设备的空闲概率。

1.3 其他约束条件

除了定容模型中的用户平均等待时间约束和充 电站容量约束之外,还需要满足配电网相关约束^[18] 及变量逻辑约束。

(1)支路最大电流约束。

$$\left|I_{ij}\right| \leqslant I_{ijmax} \tag{12}$$

其中, I_{ij} 为流过支路ij的电流; I_{ijmax} 为支路ij允许流过的最大电流。

(2)节点电压约束。

$$V_i^{\min} \leqslant V_i \leqslant V_i^{\max} \tag{13}$$

其中, V_i 为节点i的电压; V_i^{max} 、 V_i^{min} 分别为节点i电压的上、下限。

(3)变量逻辑约束。

$$\sum_{i=1}^{N_{\rm es}} x_{\rm pi} = n_{\rm c} \tag{14}$$

其中,N_{es}为候选充电站的数量;x_{pi}为表征是否在候选充电站*i*建设充电站的二元决策变量,若是则取值

为1,否则取值为0。

2 动态规划模型

正如文献[12]与文献[16]所述,EV保有量的迅速增加将导致快速充电需求的迅速增加,从而需要建设更多的快速充电站。关于如何进行充电站的动态规划,存在一种常规思路,即随着 EV 保有量的增加,以当前综合成本最小为目标进行新建充电站的选址定容与已有充电站的适当扩容。然而,考虑到在 EV 保有量较高时,快速充电需求也将急剧增加,规划区域需要建设更多的充电站以及充电设备,这将对配电网产生较大的负面影响。此外,此时充电站与充电设备的数量较多,其综合成本波动也比 EV 低保有量时更大。因此,本文提出 2种动态规划模型,分别将其命名为方案 1 动态规划模型与方案 2 动态规划模型。

2.1 考虑 EV 增长率不确定性的多场景生成

动态规划模型中的目标函数与约束条件均与 EV的保有量和增长趋势有关,是一个随机机会约束 规划问题。本文采用基于蒙特卡洛模拟MCS(Monte Carlo Simulation)方法求解该随机机会约束规划 问题。对于EV增长率的不确定性,本文首先介绍采 用MCS技术生成多场景的方法。

(1)EV 增长率的概率密度函数。

根据2012—2017年中国EV销量增长率的实际数据对EV增长率进行正态拟合,可得EV增长率服从式(15)所示正态分布。

$$f(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-(\alpha - \mu')^2 / (2\sigma^2)\right]$$
 (15)

其中,α为EV增长率;σ=0.9839;μ′=2.83。

(2)场景生成与场景削减。

基于 EV 增长率的概率密度函数,采用 MCS 方 法可生成 N_m种不同的 EV 保有量场景。

通常,为了确保能够找到最优解,会生成过大的 样本容量,这样会影响计算速度,但若样本容量过小 则会影响计算精度,因此,本文采用后向场景削减方 法^[19]对 N_m 种场景进行场景削减,从而提高计算效率。 记削减后的场景数为 n_m ,场景 $i(i \in \{1, 2, \dots, n_m\})$ 的 场景概率为 p_i 。

通过场景削减可以得到任意的场景数量,从而 减小场景数量,同时基于各种场景的场景概率,仍可 以保持*N*_种场景的计算精度。

2.2 方案1动态规划模型

方案1动态规划模型首先在第*T*₀年的EV低保 有量场景下采用静态规划模型确定规划方案,随着 EV保有量的增加不断更新规划(新建充电站或增加 已有充电站的容量)。

在第T_{k+1}年时,基于n_m种场景对充电站进行扩

展规划。考虑到第*T*_k年时规划方案已经确定,静态规划模型中的目标函数能够反映更新规划的新增综合成本,本文选取与静态规划模型相同的目标函数与约束条件。在对第*T*_{k+1}年进行动态规划时,考虑到第*T*_k年各充电站容量实际已经确定,本文修改了充电站容量约束,如式(16)所示。

$$\max\left\{c_{i}^{k}, c_{\min}\right\} \leq c_{i} \leq c_{\max} \tag{16}$$

其中, c_i^k 为第 T_k 年时充电站i内的充电设备数量,若 充电站i为新增充电站,则 $c_i^k=0$ 。

基于式(1)一(14)和式(16),考虑 EV 增长率的 不确定性,建立动态规划模型如下:

 $\max E(f) \tag{17}$

s.t.
$$p_r\{g(\cdot)\} \ge \beta$$
 (18)

$$f = \begin{cases} C_{\max} - C & 满足约束条件 \\ 0 & - \pi 满足约束条件 \end{cases}$$
(19)

其中,f为求解算法的适应度值;E(f)为f的期望算 子; p_r {·}为{·}中约束条件成立的概率; $g(\cdot)$ 为相关 的约束条件; β 为机会约束的置信水平; C_{max} 为C的最 大估计值。

*N*_m种场景经过场景削减技术后得到*n*_m种场景, 此时式(17)可进一步转换为式(20)。

$$\max \ \bar{f} = \sum_{i=1}^{n_m} f_i p_i \tag{20}$$

其中,f;为规划方案在场景i下的适应度值。

2.3 方案2动态规划模型

假设在第 T_{max} 年时规划区域内EV保有量已达 到较高的水平,能够代表EV高保有量的场景。方案 2动态规划模型首先在第 T_{max} 年EV高保有量场景下 确定充电站的选址,以高保有量场景下充电站的选 址结果作为第 $T_0 - T_{max}$ 年的候选站址,从而实现第 $T_0 - T_{max}$ 年的动态规划。

方案2与方案1的区别在于候选站址的不同,方 案2将第 $T_0 - T_{max}$ 年动态规划过程中的充电站选址 约束在了更小的范围内,从而保障规划方案在EV高 保有量场景下具有良好的效益。

2种动态规划方案的规划流程对比见图1。

3 基于IAGA的模型求解

遗传算法GA(Genetic Algorithm)具有全局搜索 能力强的优点,且广泛应用于规划等复杂问题领域。 此外,GA的二进制编码方法适用于候选站址已知的 充电站规划问题,因此,本文选取自适应遗传算法 AGA(Adaptive Genetic Algorithm)求解本文所提混 合整数非线性多约束规划问题,并针对充电站规划 问题对该算法进行了改进,提出了IAGA。

3.1 AGA

首先,本文将最小化综合成本问题转换为最大





化适应度值问题,对于不满足约束条件的解,本文采 用惩罚方法进行处理,取其适应度值为0。适应度 值可由式(19)计算得到。

在遗传算法中,每一个染色体映射一个充电站 选址可能解,进一步可计算得到该染色体的适应度 值。由染色体计算得到适应度值的流程图见附录中 的图 A1。

交叉概率 p_{e} 、变异概率 p_{m} 是影响遗传算法优化 性能的重要参数,若 p_{e} 、 p_{m} 的值过大,则容易破坏优 良个体或导致算法沦为随机个体;若 p_{e} 、 p_{m} 的值过 小,则不易产生新的个体。AGA中的交叉概率 p_{e} 与 变异概率 p_{m} 可以随着群体适应度的分散程度以及 个体适应度值进行自适应的调整,具体过程可见文 献[20]。

3.2 AGA 的改进

文献[6]为了避免充电站分布得过于接近,提出 了一种旋转分区法对云自适应粒子群优化算法进行 改进,以提高算法的速度和效率,但该算法仅考虑了 充电站在空间上的分布,未考虑EV充电需求分布, 在EV充电需求分布不均匀的规划区域采用旋转分 区法将难以搜索到最优解。此外,该算法基于规划 区域地理中心分区,不适用于规划区域狭长等不规 则的情况,在充电站规划数量较多时,根据地理中心 分区严格均匀分区也将增大计算误差,从而丢失最 优解。

基于此,本文提出了采用权重分区法的IAGA。 权重分区法基于充电需求的大小以及空间分布划分 区域,规范充电站的选址范围,使得分区更加接近最 优解选址的实际情况,减小算法的搜索空间,从而提 高搜索到最优解的效率以及概率,且在较大程度上 均分各个区域内的充电需求。此外,权重分区法对 规划区域的形状没有要求,适应性强。

权重分区法划分区域的原则如式(21)所示。

$$\sum_{i=1}^{n} n_{\text{ev},i} \xi \leq \eta n_{\text{ev}} \xi / n_{\text{c}}$$
(21)

其中,n_{ev,i}为分区i内的EV数;U为规划区域内的分 区集合;n_{ev}为规划区域内的EV数;η为松弛系数,用 以增大最优解在该分区内存在充电站的概率。

以Sioux Falls 24节点交通网为例,为了方便叙述,假设每个交通节点均有1座候选充电站且分布 有1辆EV,则n_e=24,ξ的取值为1,η的取值为1.2, 若计划在该区域规划5座充电站,由式(21)计算可 知各个分区内的EV数需小于等于5.76。权重分区 法首先搜索节点1,若其充电需求满足分区原则,则 将该节点划分为1个区域,否则继续搜索其相邻节 点,直到分区内的需求大小满足分区原则。一种可 能的权重分区如附录中的图A2所示。

值得注意的是,由于分区A₄是最后划分的区域,无法进一步将其划分为2个区域,因此分区A₄内的充电需求较多。

(1)基于权重分区法的编码设计。

由上述分析可知,计划在该区域规划5座充电站,采用权重分区法仅将该区域划分为4个部分,仍有1座充电站没有对应分区,IAGA将整个规划区域作为该充电站的分区,进行全局搜索。

本文采用二进制编码方法对 IAGA 进行编码, 取1则表示所映射的候选站被选中,取0则表示所映 射的候选站未被选中。染色体长度即为候选站的数 量。以附录中的图 A2为例,染色体的具体编码如图 2 所示,该染色体所映射的选址方案为:在节点6、 10、12、19、24规划充电站。

		分	X	A_1			分	X	A_2			分	X	A_3					分	X.	A_4			
ſ	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
Ī	1	3	4	11	12	13	14	21	23	24	15	17	19	20	22	2	5	6	7	8	9	10	16	18
	充电站编号																							

图2 基于权重分区法的编码设计

Fig.2 Coding design based on weight partitioning method

IAGA在编码、交叉、变异时均约束每个分区内至 少规划1座充电站,而整个规划区域内的充电站数 量恒定。分区内充电站数量约束的数学表达式为:

$$\sum_{i \in M(i)} x_{pi} \ge 1 \quad i = 1, 2, \cdots, n_{\text{area}}$$
(22)

其中,M(i)为分区i内的候选充电站集合;n_{area}为分 区数量。

(2)基于权重分区法的交叉与变异。

在执行交叉操作时,本文以分区为单位进行染 色体部分交叉,若分区内的充电站数量不一致,则随 机对多余的编码为1的部分不执行交叉操作,以满 足充电站数量约束。

在执行单点变异操作时,本文同样以分区为单 位进行变异,变异原则是变异前、后分区内至少有1 座充电站且规划区域内的充电站数量不变:在编码 由1变异为0的同时需再次执行二次变异,若该分区 内初始仅有1座充电站,则随机将分区内一个为0的 编码位变异为1,若该分区内初始不止有1座充电 站,则在整个规划区域内随机将一个为0的编码位 变异为1;反之,则进行同样的变异操作。

对个体 b_1 的分区 A_4 进行变异操作,可能的变异 结果如下:变异前,个体 b_1 的染色体编码为000011 00001100100100100100;变异后,个体 b_1 的染色体编 码为000011010010010010000000100。

(3)多种群并行优化。

基于式(21)所示权重分区法划分区域的原则, 会存在最后划分区域内EV数量过大的问题(如上述 分区A₄),从而影响算法的性能。因此,本文采用多 种群并行优化方法,在种群1的分区完成后再次进 行逆向权重分区形成种群2。逆向权重分区首先从 种群1最后划分的分区A₄内部的任意点开始,在搜 索相邻需求点时优先搜索分区A₄内的需求点,即逆 向权重分区首先将分区A₄进一步划分为小的分区, 然后按照上述方法继续进行分区。考虑到规划区域 存在多种分区的情况,算法允许多个不同分区的种 群并行运算,最后合并种群,确定最优的规划结果。 IAGA 至少需要2个并行种群。

关于进行逆向权重分区,一种可能的分区情况 如图3所示,该分区结果将分区A₄进一步细化,避免 了分区A₄过大而丢失最优解。

(4)求解流程。

本文采用精英保留策略,即对每一代种群中的 最优个体不执行选择、交叉、变异操作。采用IAGA求 解EV充电站静态规划模型的流程见附录中图A3。

3.3 IAGA 求解动态模型

在动态规划过程中,若搜索空间较小,则可直接 采用枚举法确定规划结果;若搜索空间较大,则可采 用IAGA进行求解。利用IAGA求解动态规划模型, 在编码时需排除已规划的充电站,利用权重分区法 划分区域时需合并已规划充电站的分区,此外,求解



图3 逆向权重分区法的可能情况

Fig.3 Possible case of reverse-weight partitioning method

适应度值、交叉操作等的具体步骤也与求解静态模型有所不同。

记第 T_{k+1} 年计划新建充电站的数量为 c_d (若 n_k 座充电站能够满足第 T_{k+1} 年的快速充电需求,则仅 需对已有充电站进行扩容),采用IAGA求解第 T_{k+1} 年新建充电站选址与定容的具体步骤如下。

(1)场景生成与场景削减。

(2)权重分区。将已建有充电站的区域合并为 1个分区。

(3)染色体编码。候选充电站排除已规划充电站,已规划充电站不参与迭代寻优过程。记初始候选站址的数量为*m*,则染色体的长度为*m*-*n*_{*i*}。

(4)适应度值计算。若场景*i*不满足约束条件, 则*p_i*=0,最后对场景概率*p*进行修正,令*p*=*p*/∑*p*;若 解不满足约束条件,引入惩罚函数处理其目标函数, 继续计算下一个染色体的适应度值。

(5)若满足终止条件且存在最优解,则输出最优选址,转步骤(7);若满足终止条件但不存在最优解,则增加新建充电站,令 c_d = c_d + 1,重新优化选址,转步骤(2);若不满足终止条件,则转步骤(6)。

(6)进行选择、交叉与变异,转步骤(4)。

(7)动态规划过程中的充电站容量需考虑前一次规划得到的容量结果(式(16)),因此在不确定场景下得到最优选址后,还需基于确定场景对充电站进行定容,本文选取 N_m种场景的 EV 平均增长率对充电站进行定容。输出定容结果,确定第 T_{k+1}年的动态规划结果。

4 算例仿真与分析

4.1 参数与场景设置

本文以文献[21]中江苏某实际城市区域为规划 算例,算例的具体信息可见文献[21]。本文将各个 区域的几何中心作为EV需求集合位置,以区域内的 峰值停车数量为需求点EV数。共有31个交通网与 配电网耦合节点,除去节点1和节点22,共有29个 需求点,将这29个需求点作为充电站候选站。各需 求点的初始EV保有量见附录中的表A1。

本文选取 NCCP-DC750-060K-GB01 型号充电 机作为快速充电站内的充电设备,算例相关参数取 值见附录中的表 A2。充电站的固定投资成本、占地 面积与充电站等级有关,充电站租金成本与用地性 质有关,具体取值可见文献[22]。

为了方便表述,在算例中记第*T*₀年为第1年,本 文假设在第3年时规划区域处于一个EV保有量水 平较高的场景,即*T*_{ma}=3 a。

4.2 动态规划结果与分析

168

对第*T*₀ — *T*_{max}年采用2种动态规划模型,可得 到方案1、2的动态规划结果。方案1、2的动态选址 定容结果分别如附录中的表A3、表A4所示。表中 的选址结果按分区顺序与规划顺序进行排列。在地 图上2种方案的动态选址结果见附录中的图A4。

对比附录中表A3和表A4所示结果可知,2种动态规划方案均能根据充电需求的变化而不断更新规划方案以满足EV快速充电需求,但2种方案得到的规划结果不同。规划年的综合成本对比见图4,具体成本见附录中的表A5、表A6。





由图4可知,2种方案在第1年EV低保有量场 景下的综合成本差异较小,在第3年EV保有量较高 场景下的综合成本差异较大。方案1能够保证第*T*₀ 年的综合成本最小,但是与方案2相比,由于第*T*₀年 的充电站、充电设备以及用户等的数量规模均较小, 方案1在初期的综合成本优势并不明显;在第*T*_{max} 年,方案2较方案1的综合成本少67.72万元。综合 而言,在整个规划周期内,方案2的优势是明显的。

分析2种动态规划方案的结果可知,充电站的 规划须具有前瞻性。在规划初期,充电站数量与容 量、EV数量均较小,当前情景下多种规划方案的综 合成本相差不大,而后期充电站的规划是以前期充 电站的规划为基础的,前期的充电站选址会对后期 规划产生较大的影响,在EV低保有量情景下以当前 综合成本最优为目标规划充电站,或许会影响后期 充电站的选址与定容,造成充电站或充电设备的浪 费。综上所述,在 EV 保有量较低时也应考虑 EV 高 保有量场景下充电站的规划,从而确保整个规划周 期的充电站规划效益最优。

4.3 算法对比

首先分析在EV高保有量场景下直接规划充电 站时本文所提算法的性能。由仿真可知,规划区域 最少需规划11座充电站,此时可能的权重分区与逆 向权重分区结果分别如附录中的图A5、图A6所示, 规划区域分别被划分为7个和8个分区。直接对29 座候选站进行优化求解,搜索空间组合数的数量级 为3×10⁷;在权重分区下,搜索空间组合数的数量级 为8×10⁵;在逆向权重分区下,搜索空间组合数的数量级 为8×10⁵;在逆向权重分区下,搜索空间组合数的数量级 为8×10⁵;在逆向权重分区下,搜索空间组合数的数量级 为2×10⁵。可知,权重分区法大幅减小了搜索空 间,同时权重分区法产生的分区数量不固定,不同分 区情况下的搜索空间不同。

基于上述权重分区结果,采用IAGA求解方案2 在EV高保有量场景下的充电站选址,交叉概率 p_c 与 变异概率 p_m 进行自适应调整时的常数取值分别为 $k_1=k_2=1, k_3=k_4=0.5,$ 粒子数为100,迭代80次。2个并 行种群的最优规划结果如附录中的表A7所示。取 综合成本较小的种群1的规划结果为最终规划结 果,选址结果如图5所示。







基于图5所示选址结果,对比逆向权重分区情况可知,由种群1所得最优选址结果并不满足种群2 权重分区法在各个分区均有1座充电站的约束条件,最优解在逆向分区中的分区A₅、A₈内均未规划充 电站。种群2将规划区域划分为8个分区,减少了1 座全局搜索的充电站,大幅缩小了算法的搜索空间, 但也丢失了最优解,由此可见多种群并行优化、松弛 系数在该算法中的必要性。同样地,由图5可知,采 用旋转分区法同样无法得到最优解,这是由于规划 区域与充电需求的分布并不均匀。规划区域的EV 分布结果见附录中图A7,结合该图可知,规划区域 西南方的EV较少,充电需求主要集中在东部,这与 权重分区结果和规划结果相一致,即左半部分分区较大,右半部分由于充电需求较多,分区较小且更密集。

由于搜索空间较大,相对于搜索空间满足约束 条件的解又较少,GA生成的解绝大多数无法满足约 束条件,在算法中执行选择操作后,若采用AGA自 适应地调整交叉概率p。与变异概率pm,多数染色体 将不执行交叉操作与变异操作,不适合采用AGA进 行求解,因此在算例中本文仅将IAGA与GA进行对 比。IAGA并行种群以及采用GA求解的平均综合成 本迭代曲线如图6所示。



图6 不同算法下平均综合成本的迭代曲线

Fig.6 Iterative curves of average comprehensive cost under different algorithms

由图6可知,GA的寻优能力明显弱于本文所提 IAGA,所提IAGA能够极快地搜索到GA的极值(种 群1迭代5次时),并具有最好的搜索结果,验证了本 文所提算法具有较好的全局寻优能力,适用于大规 模离散充电站规划问题。此外,对比种群1与种群2 可知,分区数更少的种群2的迭代次数更少,收敛速 度更快,可知不同的分区情况会影响算法的性能,同 时由最终收敛结果可知,分区并非越少越好。

采用 IAGA 与 GA 分别求解方案 1 在第 2 至第 3 年新建充电站的平均综合成本,结果见附录中的图 A8。由图可知,在迭代初期,算法没有搜索到满足 约束条件的可行解,但很快便搜索到可行解且不断 迭代优化最终收敛,证明了 IAGA 同样适用于求解 方案 1 随着充电需求的增加不断更新规划方案的动 态规划模型。此外,对比图 A8 中 GA 与 IAGA 在初 期均没有搜寻到可行解可知,IAGA 更早地搜索到了 可行解,最终也搜索得到了更好的解。

5 结论

目前关于EV充电站规划问题的研究大多是在 静态场景下进行的,没有随着EV保有量及充电需求 的增加考虑充电站的动态规划。本文基于静态规划 模型研究了充电站的动态规划问题,提出了2种动 态规划模型。考虑EV增长率的不确定性,将2种动 态规划方案均建模为机会约束规划模型,提出IAGA 求解上述规划模型,缩小了算法的搜索空间。一个 实际算例验证了所提模型的可行性、所提算法的有 效性,并对比了2种方案的规划结果,得到如下结 论:充电站的规划需具有前瞻性,考虑了EV高保有量场景下充电站规划情况的方案2的综合效益更好。

本文在动态过程中主要考虑了 EV 增长率的不确定性,尚未考虑各个区域类型间 EV 增长率的差异 以及负荷、配电网的变化,下一步研究将考虑更多因素的不确定性。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- [1]中华人民共和国生态环境部.中国机动车环境管理年报 (2018)[EB/OL].(2018-06-01)[2019-02-26].http://www.mee.gov.cn/gkml/sthjbgw/qt/201806/t20180601_442293.htm.
- [2]中国经济网.工信部已启动研究制定燃油车禁售时间表[EB/ OL].[2019-02-26].http://m.ce.cn/qc/gd/201709/09/ t2017090925867776.shtml.
- [3]陈梦涛,张兆君,谭风雷,等.电动汽车充电站多阶段选址规划
 [J].电力工程技术,2017,36(6):117-121.
 CHEN Mengtao, ZHANG Zhaojun, TAN Fenglei, et al. Multistage location planning of electric vehicle charging station[J].
 Electric Power Engineering Technology,2017,36(6):117-121.
- [4] ANDRENACCI N, RAGONA R, VALENTI G. A demand-side approach to the optimal deployment of electric vehicle charging stations in metropolitan areas [J]. Applied Energy, 2016,182:39-46.
- [5] SADEGHI-BARZANI P, RAJABI-GHAHNAVIEH A, KAZEMI-KAREGAR H. Optimal fast charging station placing and sizing [J]. Applied Energy, 2014, 125:289-299.
- [6]黄飞腾,翁国庆,南余荣,等.基于改进云自适应粒子群的多 DG 配电网EV 充电站优化配置[J].中国电机工程学报,2018, 38(2):514-525,682.
 HUANG Feiteng, WENG Guoqing, NAN Yurong, et al. Optimization of electric vehicle charging stations based on improved cloud adaptive particle swarm in distribution network with multiple DG[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(2):514-525,682.
- [7] 黄小庆,杨夯,陈颉,等.基于LCC和量子遗传算法的电动汽车 充电站优化规划[J].电力系统自动化,2015,39(17):176-182.
 HUANG Xiaoqing,YANG Hang,CHEN Jie,et al. Optimal planning of electric vehicle charging stations based on life cycle cost and quantum genetic algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(17):176-182.
- [8] 艾欣,李一铮,王坤宇,等.基于混沌模拟退火粒子群优化算法的电动汽车充电站选址与定容[J].电力自动化设备,2018,38(9):9-14.
 AI Xin,LI Yizheng, WANG Kunyu, et al. Locating and sizing of electric vehicle charging station based on chaotic simulated annealing particle swarm optimization algorithm[J]. Elec-
- tric Power Automation Equipment,2018,38(9):9-14.
 [9] 赵书强,李志伟,党磊. 基于城市交通网络信息的电动汽车充 电站最优选址和定容[J]. 电力自动化设备,2016,36(10):8-15,23.
 ZHAO Shuqiang,LI Zhiwei,DANG Lei. Optimal EV charging station siting and sizing based on urban traffic network information[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(10): 8-15,23.
- [10] 徐青山,蔡婷婷,刘瑜俊,等.考虑驾驶人行为习惯及出行链的电动汽车充电站站址规划[J].电力系统自动化,2016,40
 (4):59-65,77.

XU Qingshan, CAI Tingting, LIU Yujun, et al. Location plan-

ning of charging stations for electric vehicles based on drivers' behaviours and travel chain[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4):59-65, 77.

 [11] 董晓红,穆云飞,于力,等.考虑配网潮流约束的高速公路快速 充电站校正规划方法[J].电力自动化设备,2017,37(6): 124-131.
 DONG Xiaohong, MU Yunfei, YU Li, et al. Freeway FCS plan-

ning and correction considering power-flow constraints of distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017,37(6):124-131.

[12] 贾龙,胡泽春,宋永华.考虑不同类型充电需求的城市内电动 汽车充电设施综合规划[J].电网技术,2016,40(9):2579-2587.

JIA Long, HU Zechun, SONG Yonghua. An integrated planning of electric vehicle charging facilities for urban area considering different types of charging demands [J]. Power System Technology, 2016, 40(9):2579-2587.

- [13] SHOJAABADI S, ABAPOUR S, ABAPOUR M, et al. Simultaneous planning of plug-in hybrid electric vehicle charging stations and wind power generation in distribution networks considering uncertainties[J]. Renewable Energy, 2016, 99:237-252.
- [14] ZHENG Y, DONG Z Y, XU Y, et al. Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: comparison study and optimal planning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1):221-229.
- [15] LIU Y B,XIANG Y,TAN Y Y,et al. Optimal allocation model for EV charging stations coordinating investor and user benefits[J]. IEEE Access,2018,6:36039-36049.
- [16] 付凤杰,方雅秀,董红召,等. 基于历史行驶路线的电动汽车充 电站布局优化[J]. 电力系统自动化,2018,42(12):72-80.
 FU Fengjie, FANG Yaxiu, DONG Hongzhao, et al. Optimized allocation of charging stations for electric vehicles based on historical trajectories [J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(12):72-80.
- [17] 葛少云,冯亮,刘洪,等.考虑车流信息与配电网络容量约束的 充电站规划[J].电网技术,2013,37(3):582-589.
 GE Shaoyun,FENG Liang,LIU Hong, et al. Planning of charging stations considering traffic flow and capacity constraints

of distribution network[J]. Power System Technology, 2013, 37 (3):582-589.

- [18] 李丹奇,郑建勇,史明明,等.电动汽车充电负荷时空分布预测
 [J].电力工程技术,2019,38(1):75-83.
 LI Danqi, ZHENG Jianyong, SHI Mingming, et al. Prediction of time and space distribution of electric vehicle charging load[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(1): 75-83.
- [19] 徐立中,杨光亚,许昭,等.考虑风电随机性的微电网热电联合 调度[J]. 电力系统自动化,2011,35(9):53-60,66.
 XU Lizhong, YANG Guangya, XU Zhao, et al. Combined scheduling of electricity and heat in a microgrid with volatile wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(9):53-60,66.
- [20] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4):656-667.
- [21] LUO L Z,GU W,ZHOU S Y,et al. Optimal planning of electric vehicle charging stations comprising multi-types of charging facilities[J]. Applied Energy, 2018, 226:1087-1099.
- [22] 刘自发,张伟,王泽黎. 基于量子粒子群优化算法的城市电动 汽车充电站优化布局[J]. 中国电机工程学报,2012,32(22): 39-45.

LIU Zifa,ZHANG Wei,WANG Zeli. Optimal planning of charging station for electric vehicle based on quantum PSO algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(22):39-45.

作者简介:



藏海祥(1986—),男,江苏江都人,副 教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力 系统规划与运行分析、新能源发电技术等 (**E-mail**:zanghaixiang@hhu.edu.cn);

傳雨婷(1996—),女,江苏南京人,硕 士研究生,主要研究方向为电动汽车充电基 础设施规划(E-mail:fuyuting315@hhu.edu. cn)。

(编辑 陆丹)

Dynamic planning of EV charging stations based on improved adaptive genetic algorithm

ZANG Haixiang¹, FU Yuting¹, CHEN Ming², SHEN Haiping², MIAO Liheng²,

ZHANG Side¹, WEI Zhinong¹, SUN Guoqiang¹

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Wuxi Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Wuxi 214061, China)

Abstract: A fast charging station planning model is established, which integrates the multi-interests of charging station, EV (Electric Vehicle) users and distribution network. Considering the influence of EV ownership growth and the uncertainty of EV growth rate, two stochastic chance-constrained dynamic programming models for EV charging station are constructed. An IAGA (Improved Adaptive Genetic Algorithm) is proposed to solve the above planning models, which considers the spatial distribution of charging demand. The feasibility and effectiveness of the proposed IAGA in solving the charging station planning problem are verified by a practical example, and the planning results of two dynamic planning models are compared and analyzed.

Key words: electric vehicles; charging station; locating and sizing; dynamic planning; genetic algorithms; distribution network; chance-constrained programming

170



图 A1 适应度值的计算流程 Fig.A1 Flowchart of calculating fitness value



图 A2 权重分区法示例 Fig.A2 Example of weight partitioning method



Fig.A3 Flowchart of IAGA

表 A1 各充电需求点 EV 保有量

Table A1 Retain number of EV in each demand point

需求点	EV 保有量/辆	需求点	EV 保有量/辆	需求点	EV 保有量/辆
1	0	12	163	23	58
2	303	13	117	24	140
3	140	14	117	25	70
4	175	15	280	26	46
5	128	16	222	27	23
6	128	17	210	28	303
7	82	18	210	29	140
8	163	19	210	30	58
9	163	20	210	31	23
10	163	21	280		
11	163	22	0		

表 A2 参数设置

Table A2 Setting of parameters

参数	取值	参数	取值
T/a	10	c _{imax} /台	4
$P_{\rm ch}/{ m kW}$	60	c _{imax} /台	45
Ccon/(元·kW ⁻¹)	1458	Iijmax/ A	600
<i>p</i> _e /[元·(kW·h) ⁻¹]	0.54	$V^{\rm max}$	1.05
$g/[\mathrm{km}\cdot(\mathrm{kW}\cdot\mathrm{h})^{-1}]$	2.4	V^{\min}	0.95
<i>K</i> /(元·h ⁻¹)	20	η	1.2
$v/(km \cdot h^{-1})$	50	W_{qmax}/min	3
$P_{\rm ev}/({\rm kW}\cdot{\rm h})$	15	ζ	0.8
$t_{\rm in/out}/{\rm min}$	3	$t_{\rm cs}/{\rm h}$	16
ξ	0.6	c _e /[元·(MW·h) ⁻ 1]	560

表 A3 方案 1 的动态选址定容结果

Table A3 Dynamic sitting and sizing results of Scheme 1

时间	选址结果	充电设备数量/台					
第1年	9, 23	30, 18					
第2年	9, 23, 6, 13, 14	34, 31, 31, 20, 11					
第3年	9, 23, 6, 13, 14, 8, 11, 16, 5, 27, 2	8 38, 33, 26, 20, 24, 33, 32, 28, 41, 16, 32					



第1年

第2年

第3年

143.0390

456.0513

1106.74

15.6654

35.9123

85.48

51.0463

61.7672

86.60

209.7507

554.7308

1278.8

表 A4 方案 2 动态	§选址定容结果
Table A4 Dynamic sitting and	sizing results of Scheme 2



Table A7 Planning result of Scheme 3 under high EV ownership scenario

种群	分区数	选址结果	\overline{f} /万元
1	7	10, 8, 9, 11, 15, 4, 5, 26, 31, 28, 29	1066
2	8	28, 23, 26, 31, 5, 12, 2, 11, 14, 10, 19	1074.5



Fig.A8 Iterative curve of average comprehensive cost from second year to third year of Scheme 1