

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

徐青山¹, 蔡婷婷¹, 刘瑜俊¹, 姚良忠², 曾平良²

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏省南京市 210096; 2. 中国电力科学研究院, 北京市 100192)

摘要: 电动汽车充电站作为电动汽车重要配套基础设施,直接影响电动汽车行驶的便利性和经济性,站址规划是否合理成为电动汽车能否普及的关键因素之一。为了提高充电站的覆盖率和服务率,文中基于出行链思想对出行者空间行为特性进行分析,建立了电动汽车空间充电需求模型,以充电需求为衡量站址合理性的指标之一进行站址优化,然后基于 Voronoi 思想,利用免疫算法建立充电站站址选择模型,从而得到充电站合理布局规划结果,扩大了电动汽车可充电范围,提高了充电站的服务率。

关键词: 电动汽车; 充电站; 站址选择; 优化规划; 充电需求; 行为特性

0 引言

随着中国能源紧缺和环境污染问题日益加剧,电动汽车作为新能源应用和智能电网的重要组成部分,其发展趋势已经势不可挡。然而电动汽车因为动力电池容量的限制,其荷电量成为了抑制电动汽车发展的关键问题之一,这无疑给充电站、充电桩等电动汽车重要配套基础设施建设规划提出了严峻的挑战^[1-3]。充换电站的站址规划合理与否既关系到电动汽车行驶范围的大小又影响到充电站的盈利多少。如何对电动汽车充电站进行优化布局,实现电动汽车充电的便利性、经济性成为亟待解决的问题^[4-6]。中国在意识到此问题的严重性的同时,国家自然科学基金委员会多次部署电动汽车相关的项目,其中包括 2013 年中英合作项目,集中国内外著名专家学者对此问题进行研究,不难看出,对电动汽车充电站规划布局问题的研究已迫在眉睫。

针对充电站选址规划的问题,国内外不少学者已在此方面进行了研究,文献[7]提出了电动汽车充电站的发展现状,提出了影响电动汽车充电站规划的因素和所需遵循原则。文献[8]提出地理信息系统(GIS)在电力系统中的应用将是电力系统迈向数字化、信息化的关键性的一步,这为将实际的地理信息融入电动汽车充电站选址的研究提供了思路。文献[9]将电动汽车成本细分为等待成本、路上成本和

购电成本,提出了路上成本的概念,这为电动汽车充电站选址提供了新的评价标准和决策依据。文献[10]在计及地理因素和服务半径的前提下,提出了电动汽车充电站的最优规划。文献[11]在对变电站规划中,提出了将加权 Voronoi 图和遗传算法相结合的方法,这为电动汽车充电站影响范围的确定提供了参考方法。在优化方面,文献[12]提出了基于免疫算法的多目标无功优化算法,用整体亲和力和部分亲和力表示抗体对抗原的亲和程度,分别计算抗体的局部和整体的亲和力对抗体进行排序,这也为电动汽车站址优化提供了新的思路。

虽然这些文献对充电站站址规划作了一定的思考,但并没有充分考虑用户需求,文献[13-15]虽然也有考虑电动汽车出行特性,但只是针对已有的模型进行蒙特卡洛模拟,与真实情况相差较大,本文则是基于出行链思想研究电动汽车出行特性,进行充电需求分析,可以有效地模仿出行者在出行链过程中对各个出行活动的决策过程,得到电动汽车充电需求的特性,其结果更有真实性;基于 Voronoi 思想,采用免疫优化算法,考虑用户充电需求和充电站服务率,建立电动汽车选址的数学模型,对充电站站址进行优化选择,使站址选择结果具有科学性和严谨性,避免现实中出现电动汽车充电需求无法满足而充电站闲置的矛盾的发展局面。最后,本文选取电动出租车快速充电站作为仿真对象,仿真场景则是以北京地区电动出租车运行情况为实际算例,结合《北京交通发展年报》的出行行为数据构建的,具有一定的现实意义和参考价值。

收稿日期: 2015-07-04; 修回日期: 2015-09-17。

国家自然科学基金资助项目(51361130152);江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(SJLX15_0049)。

1 基于驾驶行为特性的电动汽车充电负荷预测

电动汽车充电需求与个人行驶行为习惯有着密切的联系,受天气、日期、电动汽车状态多种因素影响^[16-17],其时间、空间分布具有较大的随机性,对电动汽车充电需求的预测也是充电站选址的基本前提。本文充电负荷预测研究思路如图 1 所示。

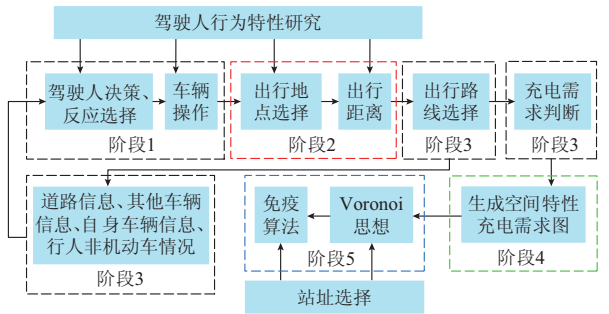


图 1 充电负荷预测研究思路
Fig.1 Research thought of charging load forecasting

首先,对出行者的行为特点、驾驶习惯进行研究,分析出行者的出行终点和起点类型的潜在关系。其次,结合实际路况信息确定出行者出行的具体起点和终点位置,确定出行路线和行程所需电量,进而根据荷电状态(SOC)分布进行电动汽车剩余电量的随机抽样,判断有无充电需求,生成充电需求空间特性分布图,并以此为依据进行充电站站址规划。最后,将 Voronoi 思想融于免疫算法,以最大程度地满足充电需求为目标对充电站站址进行寻优。

1.1 基于出行链方式的电动汽车行为特性分析

出行链是指从初始地出发,经过若干次出行,最后再次回到初始地的整个出行过程^[18]。这种出行链式的方法可以将出行者一天的出行活动进行进程处理,与人们的日常生活规律基本一致,与出行者实际决策过程十分相近,可以有效地模仿出行者在出行链过程中对各个出行活动的决策过程,从而为分析电动汽车用户的出行规律提供了很大的帮助。典型的出行链如图 2 所示。

1.1.1 私人出行目的模型

文献[19]给出了 2012 年居民出行调查得到的上半年出行目的数据。数据显示刚性出行(上下班,上下学,接送人)仍是居民出行的主要目的,达到 56.88%,生活类出行(购物、休闲娱乐健身、外出就餐)达到 34.73%。本文将数据分析汇总,得到了以 5 个功能区域为目的地的概率分布图(详见附录 A 图 A1)。

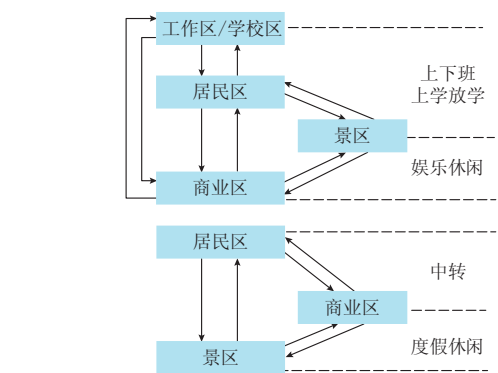


图 2 典型出行链示意图
Fig.2 Schematic diagram of typical travel chain

1.1.2 私人出行起点模型

根据出行者的出行习惯研究,以及文献[20]基于出行链对居民行为决策影响因素的分析,出行者的出行都具有一定的惯性。据统计,电动汽车的使用者出行链活动数只有 1 的概率为 76.86%^[21],即大多数人每个出行链的出行目的(除出行链起点和终点外)只有一个。将出行链中的每次出行的起点和终点进行统计,可以得出,电动汽车从一个地点转移到另一地点的概率见附录 A 表 A1 所示(表中数据基于文献[21]中实际调查数据的基础进行假设)。

1.1.3 出行距离模型

文献[22]中提出了出行者出行距离服从一定规律分布,出行距离模型如式(1)所示。根据出行距离可以将目的地选择范围缩小,进而使用蒙特卡洛方法确定具体位置。

$$f_D(X) = \frac{1}{x\delta_D\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu_D)^2}{2\delta_D^2}\right) \quad (1)$$

式中: f_D 为出行距离的概率密度; μ_D 为平均出行距离,本文取 $\mu_D = 3.2$; δ_D 为出行距离方差,本文取 $\delta_D = 0.88$ 。

1.1.4 基于 Dijkstra 算法的路径优化

已知出行的起点和终点,结合路况信息就能够确定具体的出行路线。假设一般司机不会绕路远行,每次会选取最短路线驾车行驶,基于 Dijkstra 算法求出最短路径,进而模拟为行驶最优路线。交通网络详见附录 A 图 A2,每条弧上的字母代表车辆在该路段行驶所需的时间。

设 $P(u,v)$ 是加权图 G 中从 u 到 v 的路径,则该路径上的边权之和称为该路径的权,记为 $w(p)$ 。从 u 到 v 的路径中权最小者 $P(u,v)$ 称为 u 到 v 的最短路径^[23]。

Dijkstra 算法采用标号作业法,每次迭代产生一个永久标号。 $l(v)$ 是 v 的标记; $f(v)$ 是 v 的父顶点,用以确定最短路径。 w 是输入加权图的带权邻

接矩阵。具体路径选择步骤如下。

步骤 1: 初始化, 令 $l(v_0)=0$ 。

步骤 2: 更新 $l(v)$ 和 $f(v)$ 。寻找不在集合 S 中的顶点 u , 使 $l(u)$ 为最小, 把 u 加入到 S 中, 然后对所有不在 S 中的顶点 v , 若 $l(v) > l(u) + w(u, v)$, 则更新 $l(v)$ 和 $f(v)$, 即 $l(v) = l(u) + w(u, v)$, $f(v) = u$ 。

步骤 3: 重复步骤 2, 直到所有顶点都在集合 S 中为止。

1.2 基于蒙特卡洛模拟电动汽车充电需求预测

基于蒙特卡洛模拟电动汽车充电需求预测的流程图详见附录 A 图 A3。出行者出行特性的研究通过从以下几个步骤进行: 首先, 根据地区内电动汽车渗透率对其保有量进行预测, 使用蒙特卡洛方法根据出行者出行目的的概率分布对出行目的进行模拟, 确定出行者出行目的, 根据出行终点确定出行地点; 进而根据路线优化选择出行者的出行路线; 最后, 再根据蒙特卡洛方法, 对 SOC 进行抽样, 结合出行所需电量, 判断电动汽车是否需要充电, 如果需要充电, 假设所有车辆选择充满电池, 那么所需充电电量即为充电需求, 从而确定基于空间特性的电动汽车充电负荷预测。

2 区域网格划分与赋值

为了便于研究实际路况信息对出行者行为决策的影响, 得到充电需求的分布特性, 本文对实际地图进行区域网格划分并赋值^[24], 以区别不同区域路况信息。将实际研究区域抽象为若干个大小相等且具有一定面积的网格, 电动汽车通过每个网格需要一定的时间。不同区域的人口密度、活跃程度不同, 在此, 考虑功能和地理位置两个属性。根据有代表性的地理参照划分地理区域, 以区别不同地理区域的车流通畅度。按照功能划分, 具体将其分为住宅区、工作区、景区、商业区、学校区 5 类。将功能因素和地理位置因素正交, 研究其对人口密度、活跃程度的影响, 进而研究对电动汽车车流通畅度的影响。

本文为每个网格地理属性和功能属性分别设置了路网系数和功能系数, 如式(2)和式(3)所示。其数值可以衡量电动汽车通过该区域的时间多少(此处不计因车速不同所造成的行驶时间不同的因素)。电动汽车行驶只能按照网格的上下左右进行跨越, 不可以斜向穿越网格。有部分道路不通的区域(考虑建筑、景区、河流等因素), 其路网系数可设置为无穷大。

$$L_w = \frac{T}{T_c} \quad (2)$$

$$L_f = \frac{T_1}{T_f} \quad (3)$$

式中: L_w 为路网系数; L_f 为功能系数; T 为通过该路段区域实际所用时间; T_c 为通过标准路段(不拥堵且正常行驶)的情况下通过的时间; T_1 为通过该功能区域所用时间; T_f 为通过标准功能区域(不拥堵且正常行驶)时所用的时间。

3 基于加权 Voronoi 思想的改进免疫算法的充电站选址定容规划

Voronoi 图, 又称泰森多边形或 Dirichlet 图, 它是由一组连接两邻点直线的垂直平分线组成的连续多边形组成。 N 个在平面上有区别的点, 按照最邻近原则划分平面; 每个点与它的最近邻区域相关联。Voronoi 图在与几何信息相关的许多领域, 诸如地理空间设施选址分析方面、生态研究、城市规划以及优化配置等许多领域有着广泛的应用。

3.1 加权 Voronoi 图

设定平面上 n 个点构成的集合 $S = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 由式(4)所给出的标准对平面进行分割, 结果则是以 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为生成元(或母点)的 Voronoi 图^[25]。

$$V(p_i) = \bigcap \{p \mid d(p, p_i) < d(p, p_j)\} \quad (4)$$

式中: $d(p, p_i)$ 为 p 和 p_i 的欧氏距离; 区域 $V(p_i)$ 称为 p_i 的 Voronoi 区域。

显然, 区域 $V(p_i)$ 是由平面上所有到 p_i 的距离比 S 中其他点的距离都小的点组成的集合。

加权 Voronoi 则考虑了由于权重的不同, 其本身扩展方式也将不同, 顶点加权主要研究顶点的作用能力大小及其对顶点有效作用范围所产生的影响, 如图 3 所示。

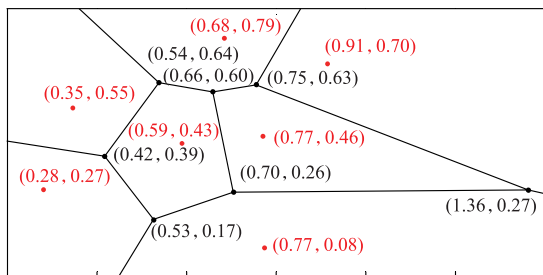


图 3 Voronoi 示意图

Fig.3 Schematic diagram of Voronoi

给定平面上 n 个点的点集 $P, W_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是给定的 n 个正实数, $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, $3 \leq n < \infty$, 则

$$V(p_i, W_i) = \left\{x \mid \frac{d(x, p_i)}{W_i} < \frac{d(x, p_j)}{W_j}\right\} \quad (5)$$

式中: $d(p_i, p_j)$ 为点 p_i 和 p_j 间的欧氏距离, $p_i \neq p_j, i \neq j, i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$; x 为平面上任意点; W_i 为 p_i 的权重。

3.2 免疫算法

免疫算法和遗传算法都采用群体搜索策略, 都强调个体间的信息交换^[26], 但是, 免疫算法的全局寻优能力更强, 尤其适用于多极值条件下, 而且它的评价是通过计算个体适应度得到的, 算法对个体的评价更加全面, 选择也更加合理。解的多样性评价从抗体与抗原的多样性、抗体浓度、抗体与抗体的亲和力和期望繁殖概率进行评价^[27]。免疫算法具体思路详见附录 A 图 A4。

本文在个体适应度的评价中加入了 Voronoi 的思想, 在电动汽车充电站选址中加入对权重的考虑, 充电站址的选择一方面需要考虑其覆盖范围足够大, 另一方面, 应该尽可能地靠近充电需求点, 以满足更多的电动汽车的充电需求。因此, 在遗传算法中的目标函数, 在尽可能让所有充电需求的点到充电站的距离最小的同时, 应该为有充电需求的点根据其需求量大小设置权重系数。

根据 1.1.4 节中的内容求路线的最短距离原理, 以各电动汽车到充电站的距离与充电需求的乘积最小为目标, 目标函数如下:

$$\min F = \sum_{i \in N} \sum_{j \in M_i} d_{ij} a_i z_{ij} \tag{6}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j \in M_i} z_{ij} = 1 \quad i \in N \tag{7}$$

$$z_{ij} \leq h_j \quad i \in N, j \in M_i \tag{8}$$

$$\sum_{j \in M_j} h_j = P_s \tag{9}$$

$$z_{ij}, h_j \in \{0, 1\} \quad i \in N, j \in M_i \tag{10}$$

$$d_{ij} \leq s \tag{11}$$

式中: i 为充电需求点; j 为快速充电站站点; d_{ij} 为从充电需求点 i 到离它最近的充电站 j 的距离; a_i 为 i 点的充电需求量; z_{ij} 为 0-1 变量, 表示用户和物流中心的服务需求分配关系, 当 $z_{ij} = 1$, 表示需求点 i 的需求量由配送中心 j 供应, 否则 $z_{ij} = 0$; h_j 为 0-1 变量, 当 $h_j = 1$ 时, 表示点 j 被选为配送中心, 否则, 则没有被选上; s 为电动汽车剩余电量能支撑行驶的最长距离; N 为充电需求点集合; M_i 为到需求点 i 的距离小于 s 的备选配送中心集合。

约束条件中, 式(7)保证每个电动汽车同一时刻只能有一个充电站提供服务, 式(8)保证充电需求点的需求量只能被充电站所供应, 式(9)规定了充电站数量为 P_s , 式(11)表示充电需求点在充电站所能服务范围内。

3.3 免疫算法的多样性评价

个体亲和度包括抗体和抗原之间的亲和度以及

抗体和抗体之间的亲和度, 如果整个群体亲和度都很高, 全部被选择克隆的话, 则会造成贪婪搜索, 如果这些个体很接近, 亲和度差别不大的话, 它们克隆的数目也会近乎相同。

抗体与抗原之间的亲和力用于表示抗体对抗原的识别程度, 如式(12)所示:

$$A_v = \frac{1}{F_v} = \frac{1}{\sum_{i \in N} \sum_{j \in M_i} d_{ij} a_i z_{ij} - C \sum_{i \in N} \min \left\{ \left(\sum_{j \in M_i} z_{ij} \right) - 1 \right\}} \tag{12}$$

式中: A_v 为亲和力函数; F_v 为目标函数; C 为惩罚因子, 取较大的一个正数, 对违反距离约束的解给予惩罚。

抗体与抗体之间的亲和力反映了抗体间的相似程度:

$$S_{v,s} = \frac{k_{v,s}}{L} \tag{13}$$

式中: $k_{v,s}$ 为抗体 v 和抗体 s 中的相同位数; L 为抗体长度。

抗体浓度 C_v 即群体中相似抗体所占的比例:

$$C_v = \frac{1}{N} \sum_{v, s=1, 2, \dots, N_v} S_{v,s} \tag{14}$$

$$S_{v,s} = \begin{cases} 1 & S_{v,s} > T_h \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{15}$$

式中: N_v 为抗体总数; T_h 为预先设定的阈值。

4 算例分析

4.1 算例场景

本文以北京地区电动出租车运营为例, 北京市出租车保有量为 68 000 辆, 假设电动出租车的渗透率为 40%, 则其应有 27 200 辆左右。电动出租车以比亚迪 E6 为代表, 其每 100 km 耗电 19.5 kW · h, 电池容量为 60 kW · h, 参数详见附录 A 表 A2。出租车每天由两个出租车司机轮班驾驶, 每天每辆出租车行驶时间可达 17 h, 不计午饭和晚饭的休息时间, 基本都处于行驶状态, 所以其 SOC 量比一般电动汽车少, 本文假设 SOC 处于正态分布 $N[0.4, 0.163^2]$, 当电动出租车剩余能量少于 10 kW · h 即产生充电需求。

本文将北京地区分为 24×32 个网格^[21], 根据五环、四环、三环、二环将北京地区分为 5 个部分, 为了简便讨论, 根据实际拥堵情况, 分别给 5 个地区设置了路网系数, 如附录 A 表 A3 所示。北京地区景区、居民区、工作区、学校区、商业区的功能不同, 其

路况也相应不同,所以在此也相应设置了功能系数 L_f ,如附录 A 表 A4 所示。综合路况因素和功能因素结果如附录 A 图 A5 所示,深蓝—浅蓝—浅黄—深黄色代表通过该区域的时间依次增加。

电动出租车的行为特性一般没有规律,它只是根据乘车人的需要进行行程安排,因此,本文以出行者出行的行为特性代替电动出租车的出行特性。另外,设置空载系数用以平衡电动出租车在空载时的行驶状况和行驶距离,定义如式(16)所示,此处,设置电动出租车的空载系数为 1.5。

$$l_x = \frac{l_r}{l_n} \tag{16}$$

式中: l_x 为空载系数; l_n 为乘客上车到乘客下车出租车所行驶距离; l_r 为当前乘客下车到下一名乘客下车出租车所行驶距离(包括空载的行驶距离)。

4.2 充电需求的空间分布图

基于电动出租车的行为特性仿真所得的充电需求分布图如图 4 所示,充电需求图由深蓝—浅蓝—浅黄—深黄色代表通过该区域的充电需求依次增加。总体来说,电动出租车的充电需求在空间上的分布较为均衡,充电需求的极值点分布比较分散,数量不多,数值不大。充电负荷密集区域并没有集中在二环之内。因为本文仿真所得的电动出租车充电需求是归算在每一次出行行为的起始点的,所以充电需求应集中在居民区和工作区等常见的出行起始点。又由于房价等客观现实因素,北京地区的居民区相对集中在三环四环附近,所以充电需求就如图 4 所示,更多地分布在城区外围。某些地区包括湖泊、山区、景点、建筑等禁止车辆行驶的区域,该区域内因无车辆行驶而没有充电需求,即图 4 中的深蓝色区域,仿真所得的充电需求图与仿真场景设置情况相符合,具有一定的现实意义。

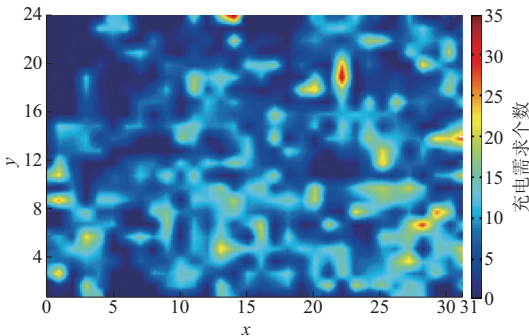


图 4 电动汽车空间充电需求分布图
Fig.4 Distribution of spatial charging demand of electric vehicles

4.3 充电站选址

基于免疫算法,选取一定数量的充电站的最优组合方案,在迭代寻优过程中,每一次都生成 40 个初始方案,按适应度大小优劣排序,将最好的 10 个方案存入记忆库,参与下一次迭代优化。记忆库的存在可以有效保持方案的优良性,避免出现“退化”现象。具体免疫算法参数选择详见附录 A 表 A5。

运用基于 Voronoi 思想的免疫算法进行充电站站址选择时,充电站设置个数不同,迭代所得的最佳适应度值也不相同,相应的收敛速度和覆盖率也不相同。适应度如 3.2 节中介绍,是免疫算法的评价标准之一,其值越小,方案越优。如果充电站选址不合理,可造成有充电需求的电动汽车因距离无法行驶至充电站进行充电服务,因此特别设有覆盖率为衡量充电站站址是否合理的指标之一,覆盖率即充电站能够服务的电动汽车与有充电需求的电动汽车数量之比,表达式如下:

$$C_o = \frac{N_s}{N_t} \tag{17}$$

式中: C_o 为充电站覆盖率; N_s 为覆盖数量,即充电站能够服务的电动汽车车辆数; N_t 为有充电需求的电动汽车总数。

随着充电站个数的增加,收敛所需的迭代次数也越多。抗体间亲和度、抗体抗原间亲和度和抗体浓度这 3 个指标保证了免疫算法的多样性,多样性可以保证不陷入局部最优,更容易寻优到最优解所在的解区域,由此看来多样性程度间接影响着收敛速度。而算法最终都将以适应度作为择优的综合标准,适应度考虑了多样性评价中各因素的影响,其数值也最能体现算法的优化程度,适应度值的变化趋势可以直观地表示算法的求解速度和收敛性。如图 5 所示,总体结果都能够趋于收敛,说明免疫算法结果真实可靠。

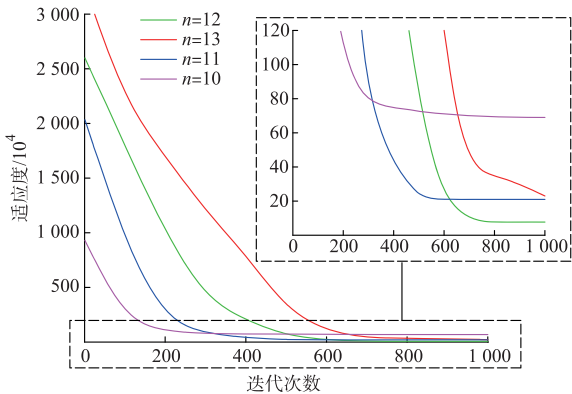


图 5 迭代次数对比分析
Fig.5 Comparison of iteration number

由表 1 可知,随着充电站数量由 10 增大到 13,充电站覆盖率随之增大,但适应度值并不是单调递增,因为充电站数量越多,可能会造成充电站闲置,经济性下降,势必影响优化效果。结果中不难发现,当充电站数量增加到 12 时,覆盖率的增长速度最快,当充电站数量继续增长时,其覆盖率增长速度明显下降,充电站修建的“性价比”相应变差。衡量充电站建设选址是否合理的另一因素就是充电站的服务率,充电站数量增加,覆盖率一定会增加,但是考虑到充电站建设成本和运营,如果其能够服务的车辆太少,将会造成充电站运营经济效益下降,因此,选择覆盖率增长速度最快时,即充电站为 12 时,规划方案最优。

表 1 不同充电站数量结果对比分析
Table 1 Result comparison between different charging station numbers

充电站数量	适应度	覆盖率/%	覆盖数量
13	$2.121\ 5\times10^5$	75.38	429/573
12	$7.749\ 0\times10^4$	70.92	406/573
11	$2.130\ 0\times10^5$	63.74	365/573
10	$6.970\ 0\times10^5$	54.92	315/573

电动汽车快速充电站站址确定后,根据 Voronoi 思想可以确定每一个充电站的服务范围,数据详见附录 A 表 A6,图详见附录 A 图 A6。假设每辆有充电需求的电动汽车以充满电量为目的,由服务范围内车辆的所需电量可以得到每个充电站一天的能量需求,其定义如式(18)所示。具体充电站规划结果见附录 A 表 A7。

$$E_{re} = \sum_{i=1}^{N_{ev}} E_{max} (1 - S_{SOCi}) \tag{18}$$

式中: E_{re} 为区域内总充电需求; N_{ev} 为区域内有充电需求的电动汽车数量; S_{SOCi} 为第 i 辆有充电需求的电动汽车的电池 SOC 值。

5 结论

本文提出了一种考虑了基于电动汽车出行空间特性充电需求的充电站站址规划方法,该方法以结合 Voronoi 的免疫算法为基础,以最大程度满足充电需求为目标进行站址选择规划。

1)首先将实际地图区域网格化,考虑了路况因素和功能因素对车流流畅度的影响,进而设置了路况系数和功能系数,得到了综合路网系数和功能系数的区域网格图。

2)基于出行链思想对出行者行为进行分析,基于出行者出行目的模型、出行起始地点模型和出行距离模型,建立了出行者空间行为特性模型,在实际路况基础上根据 Dijkstra 算法对出行路线进行了优

化,并利用蒙特卡洛方法对电动汽车空间充电需求进行预测。

3)基于加权 Voronoi 思想的免疫优化算法对充电站站址进行优化选择。

4)以北京地区电动出租车行为特性为算例,基于电动出租汽车的充电需求,对北京地区的充电站进行了选址。仿真结果验证了充电站优化方案的有效性。

5)本文在研究过程中,将实际地图抽象为网格地图,使用路网系数和功能系数作为交通因素衡量参数,其精度可以随网格的进一步细化而提高。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

[1] FOLEY A, GALLACHÓIR B Ó. Analysis of electric vehicle charging using the traditional generation expansion planning analysis tool WASP-IV[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(2): 240-248.

[2] LIU Z, WEN F, LEDWICH G. Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2013, 28(1): 102-110.

[3] 姚伟锋,赵俊华,文福拴,等.基于双层优化的电动汽车充放电调度策略[J].电力系统自动化,2012,36(11):30-37.

YAO Weifeng, ZHAO Junhua, WEN Fushuan, et al. A charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles based on bi-level optimization [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 30-37.

[4] ZHAO J H, WEN F, DONG Z Y, et al. Optimal dispatch of electric vehicles and wind power using enhanced particle swarm optimization[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2012, 8(4): 889-899.

[5] XUE Yusheng, WU Juai, XIE Dongliang. Multi-agents modelling of EV purchase willingness based on questionnaires [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(2): 149-159.

[6] 徐凡,俞国勤,顾临峰,等.电动汽车充电站布局规划浅析[J].华东电力,2009,37(10):1678-1682.

XU Fan, YU Guoqin, GU Linfeng, et al. Tentative analysis of layout of electrical vehicle charging stations[J]. East China Electric Power, 2009, 37(10): 1678-1682.

[7] 高赐威,张亮,薛飞,等.集中型充电站容量规划模型研究[J].中国电机工程学报,2012,32(31):27-34.

GAO Ciwei, ZHANG Liang, XUE Fei, et al. Study on capacity and site planning of large-scale centralized charging station[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 27-34.

[8] 翁颖韵,朱仲英.地理信息系统技术在电力系统自动化中的应用[J].电力系统自动化,2003,27(18):74-78.

WENG Yingjun, ZHU Zhongying. Application of geographic information system technique in automation of power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(18): 74-78.

[9] 任玉珑,史乐峰,张谦,等.电动汽车充电站最优分布和规模研究

- [J].电力系统自动化,2011,35(14):53-57.
- REN Yulong, SHI Lefeng, ZHANG Qian, et al. Optimal distribution and scale of charging stations for electric vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14): 53-57.
- [10] 刘志鹏,文福拴,薛禹胜,等.电动汽车充电站的最优选址和定容[J].电力系统自动化,2012,26(3):54-58.
- LIU Zhipeng, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. Optimal siting and sizing of electric vehicle charging stations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 26(3): 54-58.
- [11] 曹昉,孟琦斌,苗培青,等.基于改进加权 Voronoi 图和遗传算法的变电站规划[J].电网技术,2015,39(2):511-516.
- CAO Fang, MENG Qibin, MIAO Peiqing, et al. Optimal substation planning based on improved weighted Voronoi diagram and genetic algorithm [J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 511-516.
- [12] 熊虎岗,程浩忠,李宏仲.基于免疫算法的多目标无功优化[J].中国电机工程学报,2006,26(11):102-108.
- XIONG Hugang, CHENG Haozhong, LI Hongzhong. Multiobjective reactive power optimization based on immune algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 102-108.
- [13] 张洪财,胡泽春,宋永华,等.考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测方法[J].电力系统自动化,2014,38(1):13-20. DOI: 10.7500/AEPS20130613009.
- ZHANG Hongcai, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. A prediction method for electric vehicle charging station load considering spatial and temporal distribution [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20. DOI: 10.7500/AEPS20130613009.
- [14] 王辉,王斌,赵俊华,等.考虑交通网络流量的电动汽车充电站规划[J].电力系统自动化,2013,37(13):63-69.
- WANG Hui, WANG Bin, ZHAO Junhua, et al. Optimal planning for electric vehicle charging stations considering traffic network flows [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(13): 63-69.
- [15] 李正烁,郭庆来,孙宏斌,等.计及电动汽车充电预测的实时充电优化方法[J].电力系统自动化,2014,38(9):61-68. DOI: 10.7500/AEPS20130506019.
- LI Zhengshuo, GUO Qinglai, SUN Hongbin, et al. Real-time charging optimization method considering vehicle charging prediction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 61-68. DOI: 10.7500/AEPS20130506019.
- [16] VYAS A, SANTINI D. Use of national surveys for estimating full PHEV potential for oil use reduction [C]// Plug-In 2008 Conference, July 21-24, 2008, San Jose, USA.
- [17] TAYLOR J, MAITRA A, ALEXANDER M, et al. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations [C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 26-30, 2009, Calgary, Canada: 6p.
- [18] 栾琨,隗志才,宗芳.通勤者出行方式与出行链选择行为研究[J].公路交通科技,2010,27(6):107-111.
- LUAN Kun, JUN Zhicai, ZONG Fang. Research on commuter's choice behavior between travel mode and trip chain [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2010, 27(6): 107-111.
- [19] 北京交通发展中心.2013年北京交通发展年报[R].2013.
- [20] 陈丽丹,聂涌泉,钟庆.基于出行链的电动汽车充电负荷预测模型[J].电工技术学报,2015,30(4):216-224.
- CHEN Lidan, NIE Yongquan, ZHONG Qing. A model for electric vehicle charging load forecasting based on trip chains [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 216-224.
- [21] 褚浩然,郑猛,杨晓光,等.出行链特征指标的提出及应用研究[J].城市交通,2006,4(2):64-67.
- CHU Haoran, ZHENG Meng, YANG Xiaoguang, et al. A study on trip-chain indices and the application [J]. Urban Transport of China, 2006, 4(2): 64-67.
- [22] 田立亭,史双龙,贾卓.电动汽车充电功率需求的统计学建模方法[J].电网技术,2010,34(11):126-130.
- TIAN Liting, SHI Shuanglong, JIA Zhuo. A statistical model for charging power demand of electric vehicles [J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 126-130.
- [23] 司连法,王文静.快速 Dijkstra 最短路径优化算法的实现[J].测绘通报,2005(8):15-18.
- SI Lianfa, WANG Wenjing. Realization of optimal algorithm for fast Dijkstra latest path [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2005(8): 15-18.
- [24] 于强强,韩学山.计及路上成本的换电站布点效率分析[J].电力系统自动化,2014,38(12):81-87. DOI: 10.7500/AEPS20130830016.
- YU Qiangqiang, HAN Xueshan. Distribution efficiency analysis of battery swapping station considering road cost [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(12): 81-87. DOI: 10.7500/AEPS20130830016.
- [25] LIU S, WU S, WANG H, et al. The stand spatial model and pattern based on voronoi diagram [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(6): 1436-1443.
- [26] 蔡自兴,龚涛.免疫算法研究的进展[J].控制与决策,2004,19(8):841-846.
- CAI Zixing, GONG Tao. Advance in research on immune algorithms [J]. Control and Decision, 2004, 19(8): 841-846.
- [27] 高洁.应用免疫算法进行电网规划研究[J].系统工程理论与实践,2001,21(5):119-123.
- GAO Jie. The application of the immune algorithm for power network planning [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2001, 21(5): 119-123.
- 徐青山(1979—),男,博士,教授,主要研究方向:新能源发电与智能配电网。E-mail: xuqingshan@seu.edu.cn
- 蔡婷婷(1992—),女,通信作者,硕士研究生,主要研究方向:电动汽车入网技术、负荷预测和储能技术。E-mail: cttzj_0513@163.com
- 刘瑜俊(1988—),男,博士研究生,主要研究方向:电动汽车入网技术、负荷预测和储能技术。E-mail: liuyujun0713@126.com

(编辑 蔡静雯)

(下转第 77 页 continued on page 77)

- for electric vehicles [J]. Automotive Engineering, 2013, 35(4): 293-297.
- [18] 田立亭,史双龙,贾卓.电动汽车充电功率需求的统计学建模方法[J].电网技术,2010,34(11):126-130.
- TIAN Liting, SHI Shuanglong, JIA Zhuo. A statistical model for charging power demand of electric vehicles [J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 126-130.
- [19] 张良,严正,冯冬涵,等.采用两阶段优化模型的电动汽车充电站内有序充电策略[J].电网技术,2014,38(4):967-973.
- ZHANG Liang, YAN Zheng, FENG Donghan, et al. Two-stage optimization model based coordinated charging for EV charging station[J]. Power System Technology, 2014, 38(4): 967-973.
- [20] 杨少兵,吴命利,姜久春,等.电动汽车充电站负荷建模方法[J].电网技术,2013,37(5):1190-1195.
- YANG Shaobing, WU Mingli, JIANG Jiuchun, et al. An approach for load modeling of electric vehicle charging station [J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1190-1195.
-
- 王姝凝(1991—),女,通信作者,硕士研究生,主要研究方向:电动汽车有序充电。E-mail: 13121475@bjtu.edu.cn
- 杨少兵(1972—),男,副教授,主要研究方向:电力系统仿真。E-mail: shbyang@bjtu.edu.cn
- (编辑 章黎)

A Coordinated Charging Control Strategy for Electric Vehicles Charging Load in Residential Area

WANG Shuning, YANG Shaobing

(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The development of electric vehicles (EVs) is facing such actual difficulties as limited capacity of transformer in the residential area and lack of operating motivation on the part of the residential property. To solve these problems, a coordinated control strategy for EV charging load is studied, which is mainly aimed at avoiding transformer overload and maximizing charging income. First, a flexible method, named grid picking method, is proposed to conveniently satisfy transformer capacity and plan the charging period. Second, take minimizing charging expenses as the objective function based on time-of-use electricity price, and design the method and flow of an optimal charging control strategy using the genetic algorithm. Lastly, Monte Carlo method is used to simulate and analyze cases in point. Results show that the implication of transformer capacity limits of the grid picking method can simplify the coordinated charging plan and make it more suitable for solution by the optimization algorithm. The coordinated charging strategy can effectively shift peak load and reduce charging expenses, thereby increasing charging revenues and initiative to operate.

Key words: electric vehicle (EV); coordinated charging; grid picking method; genetic algorithm; Monte Carlo method

(上接第 65 页 continued from page 65)

Location Planning of Charging Stations for Electric Vehicles Based on Drivers' Behaviours and Travel Chain

XU Qingshan¹, CAI Tingting¹, LIU Yujun¹, YAO Liangzhong², ZENG Pingliang²

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: Electric vehicle (EV) charging stations are important infrastructures which directly influence the convenience and economy of EVs. The rationality of charging station location is one of the key factors which can decide the popularity of EVs. In order to improve the coverage and service rate of charging stations, the features of EVs are analyzed and a model for EVs' charging demand is developed based on the travel chain. The charging demand is set as one of the indices to optimize the charging station location. Then, based on the idea of Voronoi, the immunity algorithm method is used to develop the model of charging station location for obtaining the rational distribution of the charging stations. The optimized results have enlarged the range of charging while improving the service rate of the station.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51361130152) and Research Innovation Program for College Graduates of Jiangsu Province (No. SJLX15_0049).

Key words: electric vehicles (EVs); charging station; station location selection; optimal planning; charging demand; behaviour characteristic