

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200565

基于密度峰值聚类的电动汽车充电站选址定容方法

张艺涵¹, 徐菁², 李秋燕¹, 周佳磊², 王利利¹, 祝智杭², 李妍², 王少荣²

(1. 国网河南省电力公司经济技术研究院, 河南 郑州 450052;

2. 华中科技大学强电磁工程与新技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对电动汽车充电需求, 考虑路径交通流量, 提出了基于密度峰值聚类的电动汽车充电站选址定容优化方法。首先分析规划区域交通流量和停车场开放指数, 构建电动汽车充电需求的空间分布数据点集合。采用密度峰值的聚类方法分析充电需求空间分布密集程度, 得到聚类备选群簇。其次考虑聚类群簇的内聚度和分离度, 采用总体平均轮廓系数优选聚类结果, 从而确定聚类中心为电动汽车充电站选址。最后预测规划区域内电动汽车保有量, 计算聚类群簇覆盖范围内的充电需求总和, 按各群簇充电需求比例确定相应群簇中心的充电站容量。依据所提方法开展某城市区域的电动汽车充电站选址定容, 论证了所提方法的可行性。

关键词: 电动汽车; 密度峰值聚类; 充电站规划

An electric vehicle charging station siting and sizing method based on a density peaks clustering algorithm

ZHANG Yihan¹, XU Jing², LI Qiuyan¹, ZHOU Jialei², WANG Lili¹, ZHU Zhihang², LI Yan², WANG Shaorong²

(1. State Grid Henan Economic Research Institute, Zhengzhou 450052, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: An optimization method for the location and capacity of Electric Vehicle (EV) charging stations based on density peaks clustering of traffic flow is proposed to tackle the issue of EV demand. First, planning area traffic flow and parking lot opening index are analyzed, and the spatial distribution of EV charging demand data point collection is constructed. Then, the density peaks clustering method is used to analyze the density of the spatial distribution of charging demand, and the candidate clusters are obtained. Then, considering the cohesion and separation of clusters, the overall average contour coefficient is used to optimize the clustering results, so as to determine the location of the clustering center for EV charging stations. Further, based on the penetration rate of EVs, the number of EVs is predicted to determine the total charging demand of various types of EVs in the planned area. The charging station capacity of the corresponding cluster center is determined according to the charging demand proportion of each cluster. The location and capacity of EV charging stations in a particular urban area are determined, and the demonstration shows the feasibility of the method.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2017YFB0902800) and the Science and Technology Project of State Grid Henan Electric Power Company (No. SGHAYJ00GHJS1900031).

Key words: electric vehicle; density peaks clustering; planning of charging station

0 引言

近年来在政府和企业的积极推广下, 电动汽车保有量大幅增长, 合理的电动汽车充电站布局规划

不仅可以优化配置社会资源^[1], 合理分配建设投资, 还能提高电动汽车用户满意度, 促进电动汽车的普及发展^[2-3]。电动汽车充电站的位置和容量优化, 需要充分考虑地区交通路网信息^[4]及电动汽车发展规模^[5]。文献[6]提出基于城市道路信息来确定充电站候选站址, 根据充电站需要服务的电动汽车的数量, 采用排队论来确定充电站充电机数量, 进而确定充

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2017YFB0902800); 国网河南省电力公司科技项目资助(SGHAYJ00GHJS1900031)

电站容量的两步搜索最优模型。文献[7]运用动态交通网络思想,建立了满足不同地点电动汽车动态充电需求和充电站投资者投入成本最小化的多目标模型;文献[8]综合考虑充电站城市公共服务设施以及普通用电设施的双重属性,以俘获的交通流量最大、配电系统网络损耗最小以及节点电压偏移最小为目标,建立了充电站最优规划的多目标决策模型;文献[9]考虑电力系统电压稳定性、充电服务质量等因素,构建电动汽车充电站规划的多目标优化模型;由此可见,电动汽车充电站的相关问题已引起广泛关注,科学的选址定容需要收集停车场的分布及容量、调研规划区域道路网络和交通流量以及电网容量规划等数据,数据缺失往往会导致布局不合理、资源利用不充分等问题。

信息技术的飞速发展以及互联网的普及,使得数据更新速度快、数据源多样、数据量以空前的速度增长^[10-12],大数据技术为电动汽车充电站的选址定容提供了新思路^[13]。其中聚类学习是一种重要的数据分析技术^[14-15],能从复杂的数据中发现有用的信息,对数据进行聚类,找到数据之间的内在联系,为决策提供支持^[16-20]。文献[21]采用瑞典 GIS 数据,对城市区域进行功能区聚类,运用空间马尔可夫链模型描述电动汽车动态过程;文献[22]利用数据挖掘对电动汽车出行和充电原始数据进行分析,识别不同区域充电需求特征。在电动汽车选址定容的研究中,采用聚类算法能够从地理空间分布的角度较好地反映电动汽车充电负荷情况。2014年 Rodriguez 和 Laio^[23]提出了一种新的密度峰值聚类算法(Density Peaks Clustering Algorithm, DPC)。该方法的基本思想是:聚类中心的密度比其邻域高,与密度较高点的距离相对较大,能够快速搜索聚类中心,不需要预先设定类簇数,通过决策图快速发现密度峰值,根据数据点的密集程度对数据集进行聚类,其优势在于对不规则类簇聚类效果良好,因此在空间位置点的聚类分析中应用广泛。

本文基于密度峰值聚类方法研究针对路径交通流量的电动汽车充电站的选址问题,整体思路如图1所示。首先将规划区域划分为具有交通节点的道路网络,结合路网结构,分析交通网络周围交通节点的流量信息和交通网络的停车场开放指数;然后以所有交通网络设立充电站点捕获交通流量为依据,分析电动汽车充电需求指数的空间分布;考虑电动汽车充电站站点的服务半径,建立捕获流量分布合理的选址模型,对规划区域内的充电需求点进行密度峰值聚类,进一步考虑聚类群簇的内聚度和

分离度,提出最大轮廓系数对聚类群簇进行优选,得出最佳聚类结果,确定充电站点坐标和充电服务区;最后按各群簇充电需求比例确定相应群簇中心的充电站容量,计算聚类群簇覆盖范围内的充电需求总和,从而实现规划区域电动汽车充电站的选址定容。

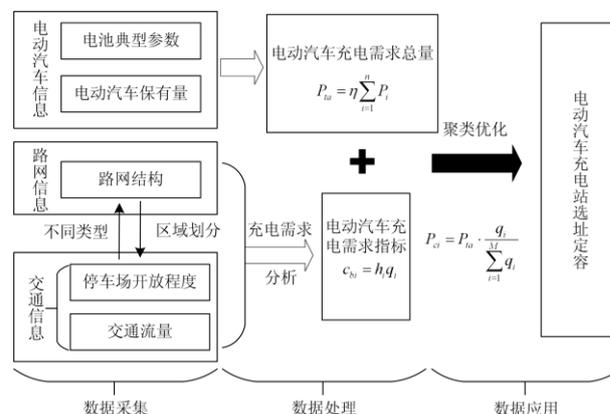


图1 基于密度峰值聚类的电动汽车充电站选址定容

Fig. 1 Electric vehicle charging station siting and sizing based on density peaks clustering

1 电动汽车充电需求空间分布分析

电动汽车的充电需求分为两类:一类是产生于固定点或区域的静态需求^[24],产生源主要集中在居民区、商业区及其他固定地段;另一类是产生于交通网络路径上的过路动态需求^[25],充电需求主要产生于交通路径网络上;此种需求的充电站布局选址主要针对在城市内的长距离行驶情况。对于长期处于流动状态的电动汽车,其充电需求大多产生于行驶路线上的交通需求。本文从路网结构出发,基于规划区域现有的道路将城市划分为交通网格,分析交通网格周围交通节点的流量信息和交通网络的停车场开发指数,以所有交通网格设立充电站点捕获交通流量为依据,分析电动汽车充电需求指数的空间分布。

规划区域的路网结构示意图如图2所示,图中各颜色地块分别对应不同的用地类型,空心圆点 C_1-C_{48} 表示路网节点,虚线表示规划区域内的道路,虚线围成的网格区域 G_1-G_{34} 表示交通网格。该区域共包含48个路网节点及34个交通网格。各路网节点坐标及典型日车流量如表1所示。

对规划区域的动态交通数据进行分析。将路网中的交通流量用每个路口节点的交通流量来表示,则各交通网格的平均交通流量等于该网格周围所有路口的典型日出行高峰交通流量的平均值,表达式如式(1)所示。

$$f_{ave,i} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} f_{ij} \quad (1)$$

式中： f_{ij} 为第*i*个交通网格周围第*j*个路口的典型日出行高峰交通流量； n_i 为第*i*个交通网格周围的路口数。进一步地，将交通网格平均交通流量归一化得到平均交通流量指数，表达式如式(2)所示。

$$q_i = \frac{f_{ave,i}}{\max_{1 \leq i \leq N} \{f_{ave,i}\}} \quad (2)$$

式中： q_i 表示第*i*个交通网格的平均交通流量指数； N 为交通网格总数； $f_{ave,i}$ 为第*i*个交通网格的平均交通流量。

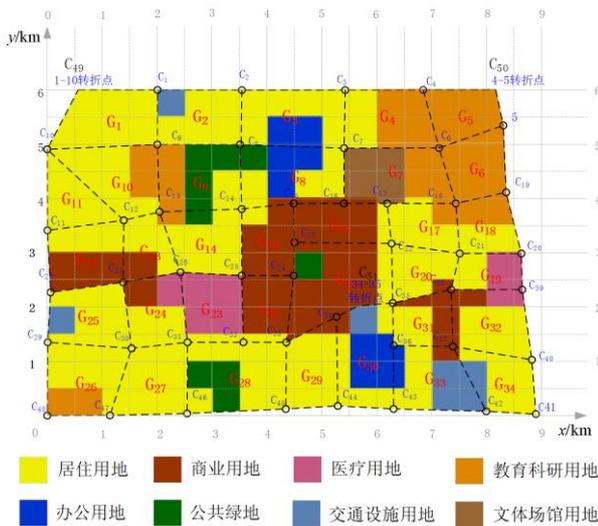


图 2 规划区域路网结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the planned regional road network structure

另外，图 2 交通网格内停车场对外开放指数 h_i 体现交通网格对道路节点交通流量的捕获能力的影响，根据电动汽车现有停车充电设施的分布区域，停车场的对外开放程度越高，该交通网格对道路节点交通流量的捕获能力越强。社会公共停车场的对外开放程度最高，对外开放指数取为 1。大型商场、文体场馆等公共建筑物配建停车场次之，分别取为 0.7、0.6；办公、医疗及教育科研等其他类型区域较低，分别取为 0.4、0.3、0.2；居民住宅和公共绿地一般对外开放指数取为 0。交通流量越密集且停车场对外开放程度越高的交通网格可捕获的充电需求越大。本文提出充电需求指标反映道路网络交通流量的电动汽车充电需求，用 c_{bi} 表示，其表达式如式(3)所示。

$$c_{bi} = h_i q_i \quad (3)$$

表 1 各个路口坐标及其交通流量

Table 1 Intersection coordinates and traffic flow

路网节点	坐标 x/km	坐标 y/km	交通流量/辆
C ₁	2.1	6	8 990
C ₂	3.55	6	5 626
C ₃	5.4	6	7 190
C ₄	6.8	6	6 986
C ₅	8.35	5.35	10 940
C ₆	7.15	4.95	8 608
C ₇	5.4	4.9	5 368
C ₈	3.5	4.9	8 200
C ₉	2.1	4.9	8 658
C ₁₀	1	4.9	4 808
C ₁₁	0.6	3.5	8 420
C ₁₂	1.4	3.6	6 816
C ₁₃	2.05	3.75	4 530
C ₁₄	3.55	3.8	2 654
C ₁₅	4.5	3.9	4 170
C ₁₆	5.4	3.9	6 110
C ₁₇	6.2	3.9	4 068
C ₁₈	7.45	3.9	1 918
C ₁₉	8.35	4.1	2 484
C ₂₀	8.7	3	6 080
C ₂₁	7.5	3	5 320
C ₂₂	6.3	3.2	4 198
C ₂₃	4.5	3.2	2 628
C ₂₄	4.5	2.6	3 424
C ₂₅	3.55	2.6	4 024
C ₂₆	2.4	2.65	2 870
C ₂₇	1.4	2.45	4 312
C ₂₈	0.5	2.3	6 422
C ₂₉	0	1.3	5 086
C ₃₀	1.55	1.2	2 484
C ₃₁	2.55	1.35	2 118
C ₃₂	3.55	1.35	4 264
C ₃₃	4.35	1.35	6 110
C ₃₄	5.3	1.8	4 370
C ₃₅	6.3	2.1	2 654
C ₃₆	6.3	1.3	5 132
C ₃₇	7.4	1.3	7 052
C ₃₈	7.35	2.3	8 420
C ₃₉	8.75	2.3	6 802
C ₄₀	8.9	1	8 658
C ₄₁	9	0	8 400
C ₄₂	8	0.1	5 476
C ₄₃	6.3	0.1	9 022
C ₄₄	5.3	0.2	6 432
C ₄₅	4.35	0.1	2 986
C ₄₆	2.55	0.15	7 192
C ₄₇	1.2	0.2	5 686
C ₄₈	0	0.2	10 030

综上所述, 根据城市路网节点的典型日出行高峰期交通流量, 计及交通网格的空间坐标点分析电动汽车充电需求指数的空间分布数据, 形成一个待聚类的交通网格电动汽车充电需求数据集 $W = \{w_i\}_{i=1}^N, I_W = \{1, 2, \dots, N\}$, i 为交通网格编号, N 为交通网格总个数, 其属性包括: 充电需求指标 c_{bi} 和地理坐标 (x, y) , 见表 2。

表 2 交通网格待聚类数据样本集合 W

Table 2 Sample collection W of data to be clustered in traffic grid

网格	平均交通流量指数 h_i	停车场对外开放指数 h_i	地理坐标 (x, y)	充电需求指标 c_{bi}
G ₁	0.713 478	0	(1.118 892, 5.447 891)	0
G ₂	1	0.261 71	(2.762 568, 5.502 732)	0.261 71
G ₃	0.838 279	0.180 469	(4.477 115, 5.472 166)	0.151 284
G ₄	0.894 453	0.204 485	(6.185 395, 5.442 096)	0.182 902
G ₅	0.843 045	0.323 261	(7.571 212, 5.571 212)	0.272 523
G ₆	0.760 946	0.323 261	(7.837 987, 4.603 424)	0.245 984
G ₇	0.662 693	0.679 452	(6.360 239, 4.399 477)	0.450 268
G ₈	0.673 623	0.284 73	(4.432 941, 4.414 168)	0.191 8
G ₉	0.763 869	0.096 209	(2.769 907, 4.387 276)	0.073 491
G ₁₀	0.788 333	0.084 794	(1.290 73, 4.411 704)	0.066 846
G ₁₁	0.849 124	0	(0.466667, 4)	0
G ₁₂	0.825 126	0.546 708	(0.719 048, 2.969048)	0.451 102
G ₁₃	0.588 676	0.330 514	(1.820 056, 3.073446)	0.194 566
G ₁₄	0.447 29	0.036 649	(2.893 082, 3.226415)	0.016 393
G ₁₅	0.429 561	0.910 581	(4.031 333, 3.225333)	0.391 15
G ₁₆	0.538 197	0.655 124	(5.375 238, 3.546667)	0.352 586
G ₁₇	0.492 597	0.040 097	(6.888 389, 3.501628)	0.019 752
G ₁₈	0.502 065	0.100 292	(8.030 474, 3.483926)	0.050 353
G ₁₉	0.845 841	0.179 373	(8.074 359, 2.641026)	0.151 721
G ₂₀	0.654 254	0.075 301	(6.821 852, 2.662222)	0.049 266
G ₂₁	0.42 455	0.594 003	(5.290 736, 2.470757)	0.252 184
G ₂₂	0.566 245	0.670 534	(3.988 571, 1.992857)	0.379 686
G ₂₃	0.421 808	0.288 665	(3.008 371, 2.002131)	0.121 761
G ₂₄	0.374 404	0.241 169	(1.978 13, 1.913673)	0.090 295
G ₂₅	0.581 559	0.163 716	(0.789 699, 1.796 895)	0.095 211
G ₂₆	0.739 849	0.048 882	(0.681 899, 0.748 537)	0.036 166
G ₂₇	0.555 379	0.312 476	(1.976 988, 0.695 829)	0.173 543
G ₂₈	0.576 222	0.293 831	(3.456 122, 0.737 415)	0.169 312
G ₂₉	0.632 204	0.047 262	(4.844 444, 0.868 129)	0.029 879
G ₃₀	0.701 786	0.356 219	(5.818 519, 1.051 852)	0.249 99
G ₃₁	0.738 959	0.375 621	(6.857 904, 1.748 797)	0.277 569
G ₃₂	0.982 779	0.169 707	(8.131 14, 1.716 894)	0.166 785
G ₃₃	0.847 747	0.567 003	(7.010 714, 0.657 143)	0.480 675
G ₃₄	0.940 014	0.175 684	(8.302 299, 0.635 632)	0.165 146

2 基于最大轮廓系数的密度峰值聚类方法

通过事先确定的交通路线上的流量和地块停车场开发程度, 形成电动汽车充电需求的空间分布数据点, 基于密度峰值聚类方法的核心思想是对聚类中心的描述: (1) 聚类中心被不高于它的密度点所包围; (2) 与其他聚类中心的相对距离更大。根据上述对聚类中心的描述筛选聚类中心, 然后将非聚类中心点进行分配到距离其最近的聚类中心, 以群簇中心为电动汽车充电站, 将群簇内各非群簇中心点的充电需求通过群簇中心充电站合理的容量设置来满足, 实现充电服务半径的合理化。密度峰值算法的截断距离若选取不合适, 则聚类结果较差。本文考虑聚类群簇的内聚度和分离度, 定义总体平均轮廓系数对聚类群簇进行优选。基于最大轮廓系数的密度峰值聚类方法流程如图 3 所示。

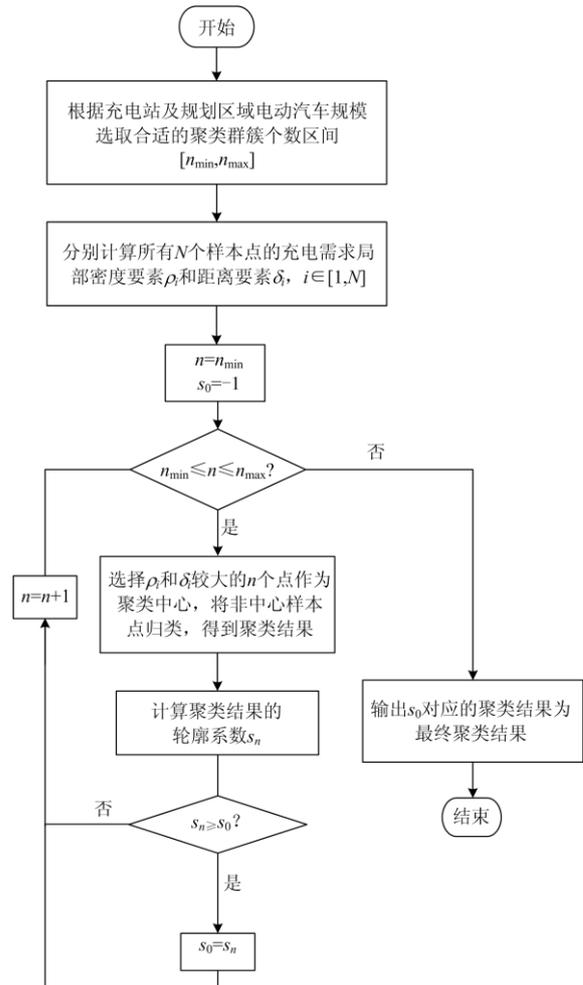


图 3 最大轮廓系数的密度峰值聚类流程图

Fig. 3 Flow chart of density peak clustering based on maximum contour coefficient

主要步骤如下:

(1) 聚类样本 $W = \{w_i\}_{i=1}^N, I_W = \{1, 2, \dots, N\}$, 设聚类个数的取值区间为 $[n_{\min}, n_{\max}]$, 根据式(4)、式(5)分别计算各交通网格样本的局部密度 ρ_i 和距离要素 δ_i , 按照局部密度和距离进行群簇聚类。局部密度 ρ_i 表达式如式(4)所示。

$$\rho_i = \sum_{j \in I_s} c_{bj} e^{-\frac{d_{ij}^2}{d_c^2}}, i \in I_W \quad (4)$$

式中: I_W 为交通网格的序号集; c_{bj} 为第 j 个交通网格的充电需求指标; d_{ij} 为第 i 个和第 j 个交通网格中心的空间距离; d_c 为截断距离, 用于限定交通网格的充电需求覆盖范围。

距离 δ_i 表达式如式(5)所示。

$$\delta_i = \begin{cases} \min_{j \in I_W} \{d_{ij}\}, I_W^i \neq \emptyset \\ \max_{j \in I_W, j \neq i} \{d_{ij}\}, I_W^i = \emptyset \end{cases}, i \in I_W \quad (5)$$

$$I_W^i = \{k \in I_W : \rho_k > \rho_i\}$$

式中, I_W^i 为局部密度大于第 i 个交通网格的网格序号集。当 w_i 具有最大局部密度时, δ_i 表示 W 中与 w_i 距离最大的交通网格与 w_i 之间的距离; 否则, δ_i 表示在所有局部密度大于 w_i 的交通网格中, 与 w_i 距离最小的交通网格与 w_i 之间的距离。

(2) 选取局部密度 ρ_i 和距离 δ_i 较大的 n 个样本点作为聚类中心, 完成非聚类中心样本点的归类, 得到多组聚类结果; 聚类的内聚度 a_i 为样本 w_i 到所有它所属的簇中其他样本的距离, 聚类的分离度 b_i 为样本 w_i 与最近簇中所有点的平均距离, 在对聚类结果进行择优时, 本文定义了聚类轮廓系数同时反映聚类群簇的内聚度和分离度, 选用聚类群簇总轮廓系数最大的聚类结果作为最终聚类结果。样本 w_i 的轮廓系数计算如式(6)所示。

$$s_i = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}} \quad (6)$$

式中: a_i 为群簇的内聚度; b_i 为群簇的分离度; 轮廓系数的取值范围在 -1 到 1 之间, 轮廓系数 s_i 越接近 1, 说明对样本 w_i 的归类越合理; 若 s_i 近似为 0, 则说明样本 w_i 在两个群簇的边界上。基于样本的轮廓系数, 定义聚类结果的总轮廓系数 s 表达式为

$$s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (7)$$

其结果越接近 1, 说明聚类效果越好。选取总轮廓系数最大的聚类结果作为最终结果。

3 电动汽车充电站选址定容

3.1 充电站选址的聚类优化

结合图 2 规划区域, 根据规划水平年的电动汽车保有量及电动出租车、公务车、私家车所占比例, 考虑电动汽车充电同时率, 得到规划区域内电动汽车的最大数量为 2 088 辆。以 12:1 的车桩比估算公共充电桩数量为 174 个。参考目前在建或在用城市公共充电站的规模, 假设公共充电站中的充电桩数目平均水平为 18 台, 由此确定规划年需建 9 座电动汽车公共充电站。因此本文将聚类个数参考值取为 9, 则聚类个数的取值区间选为 [7, 11]。选取不同聚类群簇个数, 根据式(4)和式(5)进行密度峰值聚类得到不同聚类结果, 根据式(6)和式(7)计算不同聚类群簇划分方案的总轮廓系数, 如表 3 所示。

表 3 不同聚类群簇划分方案的总轮廓系数

Table 3 Overall contour coefficient of different clustering schemes

聚类群簇个数 n	7	8	9	10	11
总轮廓系数 s	0.523 3	0.674 0	0.893 1	0.799 2	0.625 4

选取轮廓系数最大的聚类结果为最终结果, 得到以 9 个交通网格为聚类中心的充电需求指标聚类群簇, 并选取轮廓系数最小, 聚类群簇个数为 7 时的聚类结果进行对比分析, 如图 4 所示。由图可见, 当聚类群簇个数 n 取值为 7 时, 轮廓系数较小, 充电站点的分布较不均匀, 如网格 G15 这一聚类中心覆盖的充电面积很广, 接近规划区域面积的一半; 而当聚类群簇个数 n 取值为 9 时, 轮廓系数最大, 充电站位置布局更为均匀合理, 能更好地满足周围用户的充电需求。

3.2 充电站定容

聚类对规划区域内的充电需求点进行划分, 使各充电需求点到聚类中心点的距离之和最小来确定充电站点坐标和充电服务区域。根据规划区域内电动汽车的渗透率预测其保有量, 计算规划区域内各类电动汽车的充电需求总量。考虑各类型电动汽车占比及电动汽车充电的同时率, 规划区域内电动汽车充电需求总量 P_{ta} 计算公式如式(8)所示。

$$P_{ta} = \eta \sum_{i=1}^n P_i \quad (8)$$

式中: P_i 表示各类型电动汽车的充电功率; n 为规划区域内电动汽车保有量预测值; η 表示电动汽车充电的同时率。计算群簇中心覆盖范围内的充电需求指标总和, 据此将电动汽车的充电需求总量按比例分配给各群簇。

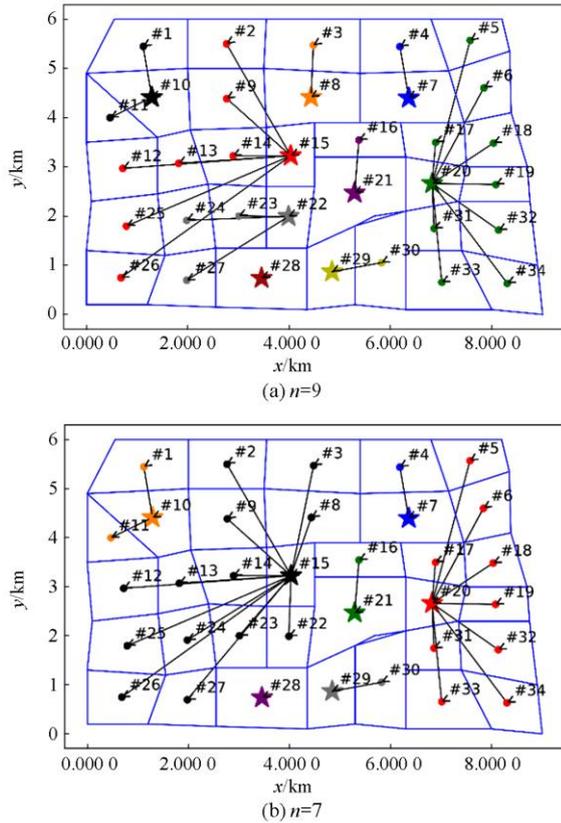


图4 考虑轮廓系数的密度峰值聚类结果

Fig. 4 Clustering result of density peak considering contour coefficient

$$P_{ci} = P_{ta} \cdot \frac{q_i}{\sum_{i=1}^M q_i} \quad (9)$$

式中: P_{ci} 表示群簇 i 的充电需求; q_i 表示群簇 i 的充电需求指标; M 为群簇个数。根据式(9)得到各群簇的充电需求, 确定规划区域内的充电站容量。

进一步地, 根据规划区域电动汽车保有量预测值, 取充电同时率为 0.8, 根据对市场上现有的常见动力电池参数及比例调研, 选取典型的几种锂电池电动汽车, 参考各类电动汽车充电的典型参数(如表 4 所示), 取合适的各类电动汽车占比作为规划区域内保有量占比, 由式(8)计算得, 规划区域内的电动汽车充电需求总量为 11 692.8 kW。

依据各聚类群簇的总充电需求指标 q , 按照式(9)进行充电负荷的分配。根据上述分析得到电动汽车充电站的站址坐标, 并结合充电需求总量, 实现充电站容量分配, 分别得到两种情况下充电站的站址位置及充电容量如表 5、表 6 所示。

表 4 锂电池电动汽车参数及其保有量占比

Table 4 Lithium battery electric vehicle parameters and their proportion of ownership

	充电 功率/kW	充电 时长/h	规划区域内 保有量占比/%
启辰晨风	6.6	3~4	15
北汽 E200	4.3	6~8	16
比亚迪 e6	7	8	19
宝马 i3	3.5	5.5	5
丰田 RAV4	3.75	8	12
其他	6(平均功率)	—	33

表 5 电动汽车充电站选址定容的聚类结果($n=9$)Table 5 Clustering results of electric vehicle charging station location and capacity determination ($n=9$)

充电站网格	横坐标	纵坐标	充电容量/kW
G ₇	6.36	4.40	1 480
G ₈	4.43	4.41	720
G ₁₀	1.29	4.41	200
G ₁₅	4.03	3.23	4 040
G ₂₀	6.82	2.66	3 480
G ₂₁	5.29	2.47	2 320
G ₂₂	3.99	1.99	2 160
G ₂₈	3.46	0.74	40
G ₂₉	4.84	0.87	640

表 6 电动汽车充电站选址定容的聚类结果($n=7$)Table 6 Clustering results of electric vehicle charging station location and capacity determination ($n=7$)

充电站网格	横坐标	纵坐标	充电容量/kW
G ₇	6.36	4.40	1 480
G ₁₀	1.29	4.41	200
G ₁₅	4.03	3.23	6 880
G ₂₀	6.82	2.66	3 480
G ₂₁	5.29	2.47	2 320
G ₂₈	3.46	0.74	40
G ₂₉	4.84	0.87	640

对比两表聚类结果的数据可看到, 轮廓系数最大时, 聚类得到的充电站分布位置更加合理, 容量分配更为均衡, 而轮廓系数较小时, 会出现部分充电站容量过大, 会导致资源过于集中, 使电动汽车充电排队时间较长。因此, 通过定义最大轮廓系数对聚类优选后得到的最终电动汽车充电站的空间分布如图 5 所示。

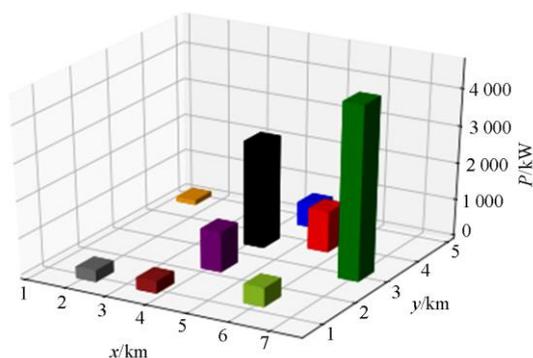


图5 规划区域电动汽车充电站空间分布三维示意图

Fig. 5 Three-dimensional schematic diagram of the spatial distribution of planned regional electric vehicle charging stations

4 结论

本文根据道路交通流量、道路所分割区域的停车场可用率等信息,以交通网格电动汽车充电需求空间分布为聚类对象,提出了电动汽车充电站选址定容的聚类优化方法。在聚类群簇个数选取时,考虑实际充电站规模及规划区域电动汽车规模,设定不同聚类群簇个数开展密度峰值聚类,提出轮廓系数优选聚类群簇,基于充电需求指标分布情况将规划区域内的总充电负荷进行分配,实现交通网格的电动汽车充电站定容。本文通过实际算例分析方法的实用性,随着互联网和大数据分析等技术发展。本文所提方法具有广泛的应用前景,可优化电动汽车充电站布局,进一步实现充电服务的便利性,并提高社会效益。

参考文献

- [1] 杨茜, 邓建慎, 李洪峰, 等. 电动汽车公共服务与互动平台设计研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(10): 137-144.
YANG Xi, DENG Jianshen, LI Hongfeng, et al. Design and research on public service and interactive platform in electric vehicle[J]. Power System Protection and Control 2016, 44(10): 137-144.
- [2] 张永明, 姚志力, 李菁, 等. 基于配电网概率潮流计算的电动汽车充电站规划策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 9-16.
ZHANG Yongming, YAO Zhili, LI Jing, et al. Electric vehicle charging station planning strategy based on probabilistic power flow calculation of distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 9-16.
- [3] LI Yanqing, LI Ling, YONG Jing, et al. Layout planning

of electrical vehicle charging stations based on genetic algorithm[J]. Electrical Power Systems and Computers, 2011, 99: 661-668.

- [4] 李晓辉, 李磊, 刘伟东, 等. 基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 117-125.
LI Xiaohui, LI Lei, LIU Weidong, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 117-125.
- [5] 梅杰, 高赐威. 交通特性在电动汽车并网研究中的考虑[J]. 电网技术, 2015, 39(12): 3549-3555.
MEI Jie, GAO Ciwei. Considerations of traffic characteristics in research of grid integration of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2015, 39(12): 3549-3555.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 王辉, 王贵斌, 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 Guibin, 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.
- [9] 程杉, 吴思源, 孙伟斌. 考虑电压稳定性和充电服务质量的电动汽车充电站规划[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 12-21.
CHENG Shan, WU Siyuan, SUN Weibin. Optimal planning of charging stations for electric vehicles considering voltage stability of distribution system and the quality of service[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 12-21.
- [10] MANYIKA J, CHUI M, BROWN B, et al. Big data: the next frontier for innovation, competition, and productivity[R]. McKinsey Global Institute, 2011.
- [11] 彭小圣, 邓迪元, 程时杰, 等. 面向智能电网应用的电

- 力大数据关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 503-511.
- PENG Xiaosheng, DENG Diyuan, CHENG Shijie, et al. Key technologies of electric power big data and its application prospects in smart grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 503-511.
- [12] HU Zhuangli, HE Tong, ZENG Yihui, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 149-158. DOI: 10.1186/s41601-018-0088-y.
- [13] 黄小庆, 陈颢, 田世明, 等. 电动汽车充电站规划、运行中的大数据集成应用[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 762-767.
- HUANG Xiaoqing, CHEN Jie, TIAN Shiming, et al. Big data integration for optimal planning and operation of electric vehicle charging stations[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 762-767.
- [14] 史倩玉, 梁吉业, 赵兴旺. 一种不完备混合数据集成聚类算法[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(9): 1979-1989.
- SHI Qianyu, LIANG Jiye, ZHAO Xingwang. A clustering ensemble algorithm for incomplete mixed data[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(9): 1979-1989.
- [15] 徐正国, 郑辉, 贺亮, 等. 基于局部密度下降搜索的自适应聚类方法[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(8): 1719-1728.
- XU Zhengguo, ZHENG Hui, HE Liang, et al. Self adaptive clustering based on local density by descending search[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(8): 1719-1728.
- [16] 王睿, 高欣, 李军良, 等. 基于聚类分析的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 37-44.
- WANG Rui, GAO Xin, LI Junliang, et al. Electric vehicle charging demand forecasting method based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 37-44.
- [17] 刘婉兵, 李妍, 杜明秋, 等. 城市负荷空间分布的聚类群簇分析[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(5): 59-65.
- LIU Wanbing, LI Yan, DU Mingqiu, et al. Cluster analysis on spatial distribution of urban load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(5): 59-65.
- [18] 曾强. WebGIS 在智能电网大数据可视化中的应用与分析[J]. 华电技术, 2020, 42(2): 17-21.
- ZENG Qiang. Application and analysis of WebGIS in big data visualization of smart grid[J]. Huadian Technology, 2020, 42(2): 17-21.
- [19] 靳冰洁, 林勇, 罗澍忻, 等. 基于负荷特性聚类及 Elastic Net 分析的短期负荷预测方法[J]. 中国电力, 2020, 53(9): 221-228.
- JIN Bingjie, LIN Yong, LUO Shuxin, et al. A short-term load forecasting method based on load curve clustering and elastic net analysis[J]. Electric Power, 2020, 53(9): 221-228.
- [20] 徐杰彦, 许雯旻, 褚渊, 等. 区域尺度住宅建筑日电负荷模型构建方法研究[J]. 中国电力, 2020, 53(8): 29-39.
- XU Jieyan, XU Wenyang, CHU Yuan, et al. Residential electricity load model construction in district scale[J]. Electric Power, 2020, 53(8): 29-39.
- [21] SHEPERO M, MUNKHAMMAR J. Spatial Markov chain model for electric vehicle charging in cities using geographical information system (GIS) data[J]. Applied Energy, 2018, 231: 1089-1099.
- [22] XYDAS E, MARMARAS C, CIPCIGAN L M, et al. A data-driven approach for characterizing the charging demand of electric vehicles: a UK case study[J]. Applied Energy, 2016, 162: 763-771.
- [23] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344: 1492-1496.
- [24] HODGSON J. A Flow capturing location allocation model[J]. Geographical Analysis, 1990, 22(3): 270-279.
- [25] BERMAN O, FOUSKA N, LARSON R C. Optimal location of discretionary service facilities[J]. Transportation Science, 1992, 26(3): 201-211.

收稿日期: 2020-05-20; 修回日期: 2020-09-27

作者简介:

张艺涵(1993—), 女, 工程师, 研究方向为配电网规划; E-mail: zhangyihan0310@163.com

徐 菁(1997—), 女, 硕士研究生, 研究方向为配电网规划; E-mail: 734849106@qq.com

李 妍(1971—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为配电网规划、电能质量及电力系统运行分析等。 E-mail: liyanhust@hust.edu.cn

(编辑 张爱琴)