

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201535

基于 OD 矩阵的电动汽车充电负荷时空分布预测

张琳娟¹, 许长清¹, 王利利¹, 李景丽², 陈星², 杨旭晨², 时永凯²

(1. 国网河南省电力公司经济技术研究院, 河南 郑州 450000; 2. 郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 电动汽车(Electric Vehicle, EV)出行存在时间、空间上的不确定性, 考虑时空分布的 EV 负荷预测是研究其与电网之间的交互影响、电动汽车充电站选址定容、实现有序充电的重要基础。以电动私家车为研究对象, 提出基于出行起讫点矩阵(Origin-Destination Matrix, OD 矩阵)考虑时空分布的 EV 负荷预测方法。首先根据电动汽车充电模式等影响充电负荷的因素, 建立充电负荷基础参数的概率模型。其次由实际路网建立其拓扑结构模型, 由 OD 矩阵结合 Floyd 算法模拟电动汽车最短距离出行轨迹, 采用车速—流量关系模型计算用户在既定起讫点时的行驶时间。然后考虑电池荷电状态的连续变化, 基于蒙特卡洛方法(Monte Carlo method)建立 EV 充电负荷预测模型。最后采用所提方法计算包含居民区、商业区和工作区的某市辖区 EV 充电负荷时空分布。算例计算结果表明, 不同功能区域的 EV 充电负荷在充电时间、充电方式及充电量上具有不同特征, 居民区的大部分充电负荷充电需求在 19:00 至次日 05:00, 商业区和工作区的充电负荷集中在日间 11:00—17:00, 同时 EV 充电负荷加大了配电网的负荷峰值, 影响了配电网的安全运行。所提出的 EV 充电负荷预测方法可为后续有序充电策略及充电站选址定容研究提供基础数据。

关键词: OD 矩阵; 时空分布; 电动汽车; 负荷预测; 蒙特卡洛方法

OD matrix based spatiotemporal distribution of EV charging load prediction

ZHANG Linjuan¹, XU Changqing¹, WANG Lili¹, LI Jingli², CHEN Xing², YANG Xuchen², SHI Yongkai²

(1. Economic and Technological Research Institute, State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450000, China;
2. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: There are uncertainties in time and space for electric vehicle travel. Research on load prediction of EVs considering the spatial and temporal distribution is the basis of future research on the interaction between EVs and the power grid and an orderly charging control strategy. Taking electric private cars as the research object, this paper proposes a method for load prediction of electric vehicles based on an OD matrix and considering spatial and temporal distribution. First, a probability model of basic parameters of EV charging load is established according to the influencing factors of EV user travel habits, charging behavior characteristics and charging mode. Secondly, a topology model is established according to the actual road network. The OD matrix is combined with a Floyd algorithm to simulate the shortest distance travel trajectory of electric vehicles. Then, considering the continuous change of the battery charge state, a charging load prediction model of EV is established based on the Monte Carlo method. Finally, the method is used to calculate the spatial and temporal distribution of EV charging load in a city including residential, business and working areas. Results show that the electric vehicle charging load is obviously regional, with residential area charging load mainly concentrated in the day after 19:00 to 05:00, and commercial and workspace concentrated in the day, from 11:00—17:00. The electric vehicle charging load increases the peak load of the distribution network, and total load affects the safe operation of the distribution network. The results provide base data for strategic research of the orderly charging of electric vehicles and the locating and sizing of charging stations.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51307152).

Key words: OD matrix; spatial and temporal distribution; electric vehicles; load forecasting; Monte Carlo method

0 引言

由于石油等不可再生能源消耗的日益加剧和

环境污染的情况日益严峻, 国家对环保问题的重视程度不断加强, 发展绿色能源势在必行。电动汽车出行作为一种绿色的出行方式, 其发展受到了广大国家的重视^[1]。在电力系统中, 电动汽车作为一类特殊负荷, 存在时间、空间及行为三维的随机不确

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51307152)

定性; 即: 电动汽车的充电时间不确定、充电位置不确定以及行驶特性不确定; 且电动汽车主要分布在城区, 城市路网拓扑结构等因素对电动汽车充电特性具有较大影响^[2]。研究基于 OD 矩阵考虑时空分布的 EV 负荷预测方法是分析电动汽车与电网之间的交互影响、电动汽车充电站选址定容、制定有序充电的控制策略的重要基础^[3-10]。

大量学者对 EV 充电负荷预测做了大量研究工作^[11-18]。文献[19]分析了四类电动汽车的充电方式、充电功率、起始充电时刻、起始荷电状态(State of Charge, SOC)等充电负荷影响因素, 首先建立时间分布下负荷预测模型, 然后根据用户出行和充电习惯确定充电场所, 利用 Monte Carlo method 计算出时空分布下 EV 充电负荷。文献[20]中考虑了不同功能区域不同时段停车特性, 结合 EV 充电需求特性, 利用 Monte Carlo method 仿真大量电动汽车充电、行驶等行为, 实现时空分布下 EV 充电负荷预测。文献[21]利用马尔科夫链根据电动汽车当前荷电状态和要采取的决策行为产生下一时刻 EV 的 SOC, 分析了电动汽车行驶时间对应目的地概率分布和充电功率等充电特性, 利用蒙特卡洛方法抽取起始出行时刻、起始 SOC、单次行驶距离、单次可充电时长等具有概率统计特征的数据对不同充电场景负荷进行预测。考虑到实际交通路网对电动汽车行驶、停放、充电行为的影响, 文献[2]引入 OD 矩阵分析法, 明确电动汽车在不同时段中各起点对应目的地的概率, 运用 Floyd 算法模拟 EV 行驶路径, 建立了考虑具体路网交通属性的 EV 充电负荷预测模型。

本文以电动私家车为研究对象, 建立了一种基于 OD 矩阵考虑时空分布的 EV 负荷预测方法。该方法考虑 EV 行驶特性和道路交通状况对其出行的影响, 实现时空分布下 EV 负荷预测。首先分析电动汽车用户出行习惯、充电行为特性等因素对 EV 充电负荷的影响; 其次采用路网拓扑结构和道路的速度-流量模型产生 EV 出行概率矩阵, 通过 Floyd 算法得到电动汽车最短路径的出行轨迹; 然后基于 Monte Carlo method 建立 EV 时空分布负荷预测模型; 最后选取包含居民区、商业区和工作区不同功能划分的规划区域, 预测了其含有的 EV 充电负荷。

1 电动私家车充电负荷影响因素

电动私家车的充电行为特性、用户行为习惯以及充电模式等因素与充电负荷预测息息相关, 准确分析上述影响因素是充电负荷预测的理论基础。

1.1 充电行为特性

电动私家车出行特征决定了其具有停车时间长、充电时间充足、行驶目的地类型相对固定等特点; 其充电场景主要包括办公区、居民区、大型商超、商住一体化区域等。电动私家车每天起始荷电状态由前一天行程结束时的荷电状态以及车主判断当天行程结束是否充电的阈值决定; 当电量低于预警设定值时就近充电, 当充电达到满足当前目的地行驶需求的电量后继续行驶, 直至当天行程结束; 当行程结束后, 由行程结束充电阈值决定是否充电, 若充电则充至满电, 否则保持当前 SOC 不变, 并以此作为次日起始 SOC。

1.2 用户行为习惯

用户行为习惯决定了 EV 的日行驶里程和起始充电时刻, 是影响充电负荷的关键因素。本文认为用户使用 EV 和燃油汽车出行习惯相同, 可以借鉴美国家庭出行调查(National Household Travel Survey, NHTS^[22])中燃油汽车的出行数据, 对电动私家车的日行驶里程和起止出行时刻进行数据拟合。

日行驶里程反映 EV 在一天内使用电量的多少, 进而影响充电时长。图 1 为日行驶里程概率分布数据, 可拟合得到日行驶里程的概率密度函数^[23]为

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

式中: s 为每天行驶的路程, 单位 km; μ_D 和 σ_D 分别为函数的期望值和标准差, 根据 NHTS 可得 $\mu_D = 3.20$, $\sigma_D = 0.88$, $0 < s < 200$ 。

私家车起始出行时刻由工作时间、出行习惯决定, 图 2、图 3 分别为私家车典型出行起始、结束时刻概率分布数据。可得私家车的出行起始、结束时刻满足分布的概率函数如式(2)、式(3)所示。

$$f_B(t) = \lambda_1 \exp\left[-\left(\frac{t - \alpha_1}{\beta_1}\right)^2\right] + \lambda_2 \exp\left[-\left(\frac{t - \alpha_2}{\beta_2}\right)^2\right] \quad (2)$$

式中, $\lambda_1 = 0.389$, $\alpha_1 = 7.046$, $\beta_1 = 1.086$, $\lambda_2 = 0.066$, $\alpha_2 = 15.610$, $\beta_2 = 9.667$ 。

$$f_E(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], & (\mu - 12) < t \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t + 24 - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], & 0 < t < (\mu - 12) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\mu = 17.6$, $\sigma = 3.4$ 。

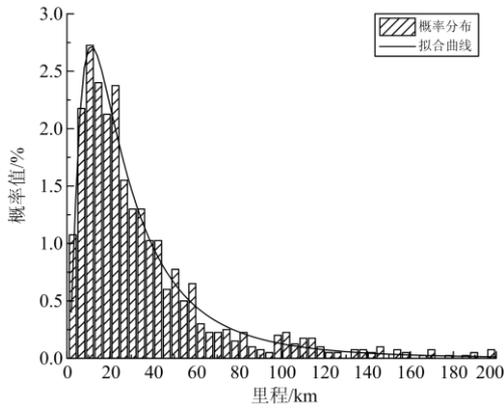


图 1 电动私家车日行驶里程的概率分布
Fig. 1 Probability distribution of daily mileage driven by electric private cars

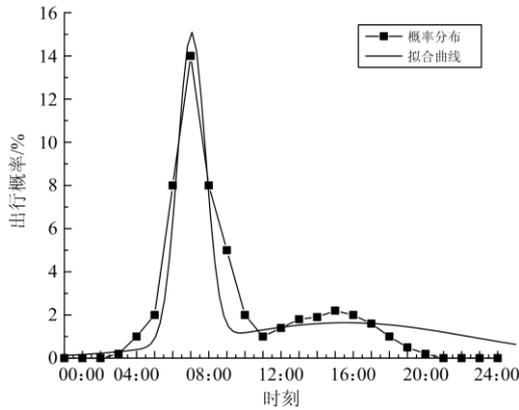


图 2 电动私家车出行起始时刻概率分布
Fig. 2 Probability distribution of starting travel time for electric private cars

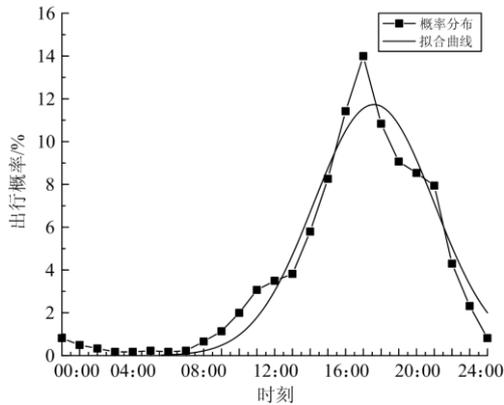


图 3 电动私家车出行结束时刻概率分布
Fig. 3 Probability distribution at the end of electric private car trip

1.3 充电模式

目前，电动汽车广泛使用快速充电、常规充电

以及慢速充电三种充电模式。快速充电模式充电电流大，能在较短时间内满足电动汽车的电能补给，但对电动汽车电池寿命有一定影响，且对电网造成一定程度的冲击；慢速充电模式在小电流、低电压下充电，充电时间较长，对电网及电动汽车的影响较小。常规充电模式介于二者之间，不再赘述。

EV 所需充电的时间主要由其电池的总容量、起始 SOC、目标 SOC 以及充电功率共同决定。目前电动汽车大多数使用锂电池，其充电过程为恒压-恒流两阶段，如图 4 所示。充电起始和结束阶段时间较短，恒压充电阶段提供了整个充电过程中的大部分的电能且波动较小，可视为恒定功率充电。充电时长计算公式为

$$T_c = \frac{(E_{SOC} - I_{SOC})E}{\eta P_c} \quad (4)$$

式中： T_c 为充电时长； E_{SOC} 为期望目标 SOC； I_{SOC} 为起始 SOC； E 为电池容量，单位为 kWh； P_c 为充电功率，一般设为恒定功率，单位为 kW； η 为充电效率，一般取为 0.9。

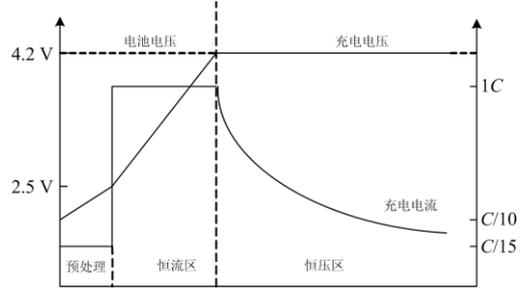


图 4 电动汽车充电时采用二阶段充电法示意图
Fig. 4 Schematic diagram of the two-stage charging method is adopted for EV charging

2 道路交通模型

城市道路网络结构会影响电动汽车行驶距离，进而影响电动汽车荷电状态和充电时长；同时道路容量和实际车流量会对汽车的行驶速度产生影响，进而影响下次充电时间。分析城市路网拓扑结构、道路容量和实际车流量对电动汽车充电负荷时空分布的影响是负荷预测的基础。

2.1 路网拓扑结构的数学描述

在图论中，路网的拓扑结构可用 $G(V, F)$ 来表示，其中： F 表示道路网络中路段的集合， V 表示路网中所有路段端点的集合，路网 G 中各路段的长度及节点连接关系用矩阵 D 来描述。图 5 为节点 6 支路的简单路网拓扑结构，假设所有路段都是双行道，其矩阵 D 如式(5)所示，其中元素 d_{ij} 的大小由

式(6)可得。

$$D = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & \text{inf} & l_{14} & l_{15} \\ l_{12} & 0 & l_{23} & \text{inf} & \text{inf} \\ \text{inf} & l_{23} & 0 & l_{34} & \text{inf} \\ l_{14} & \text{inf} & l_{34} & 0 & l_{45} \\ l_{15} & \text{inf} & \text{inf} & l_{45} & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$d_{ij} = d_{ji} = \begin{cases} l_{ij}, & (i, j) \text{ 是 } F(G) \text{ 中的边} \\ 0, & i = j \\ \text{inf}, & (i, j) \text{ 不是 } F(G) \text{ 中的边} \end{cases} \quad (6)$$

式中: inf 表示两个节点在实际道路中没有道路相连接; l_{ij} 表示道路的长度(节点 i 到节点 j)。

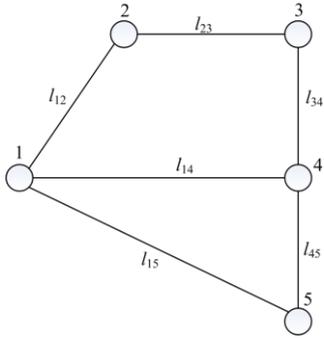


图 5 路网拓扑结构

Fig. 5 Network topology

2.2 路径选择

电动汽车出发地 i 和目的地 j 由 OD 矩阵产生, 通常情况下, 节点 i, j 间的行驶路径可在多条通路中选择, 电动汽车在节点之间均会以总距离最短的路径进行行驶。出发地 i 和目的地 j 之间的最短行驶路径集合 $R = \{i, \dots, e, f, \dots, j\}$ 以及总的行驶里程 l_{ij} , 可以通过 Floyd 最短路径算法求得。Floyd 算法是一种基于动态规划的典型多源最短路径算法, 能够快速计算得到已有加权图中任意两点之间的最短路径。利用 Floyd 算法求解任意两节点最短路径流程图如图 6 所示。

根据路网拓扑结构初始化距离矩阵 D 和路径矩阵 P , 选取任意节点 o 为起点, d 为终点, $D[o][d]$ 记录两顶点间的最短路径长度, $P[o][d]$ 记录任意两顶点最短路径上经过节点, 以 k 为中转点, 在图 6 所示的 3 重循环中比较 $D[o][d]$ 和 $D[o][k]+D[k][d]$ 的大小, 如果 $D[o][k]+D[k][d]$ 为较小值, 更新 $D[o][d]=D[o][k]+D[k][d]$, 更新 $P[o][d]$ 为 k , 如此循环直到结束, 得到最终的矩阵 D 和 P 。若所得矩阵 $D[1][3]=10$, 表明顶点 1 和顶点 3 间的最短路径长度为 10, 同理若 $P[o][d]=p$, p 为中转点, $P[p][d]=q$, q 为中转点, 若 $P[q][d]=d$, 则路径为 $o-p-q-d$, 否则依次类推直到确定 $P[r][d]=d$, 最短路径为 $o-p-q-\dots-r-d$ 。

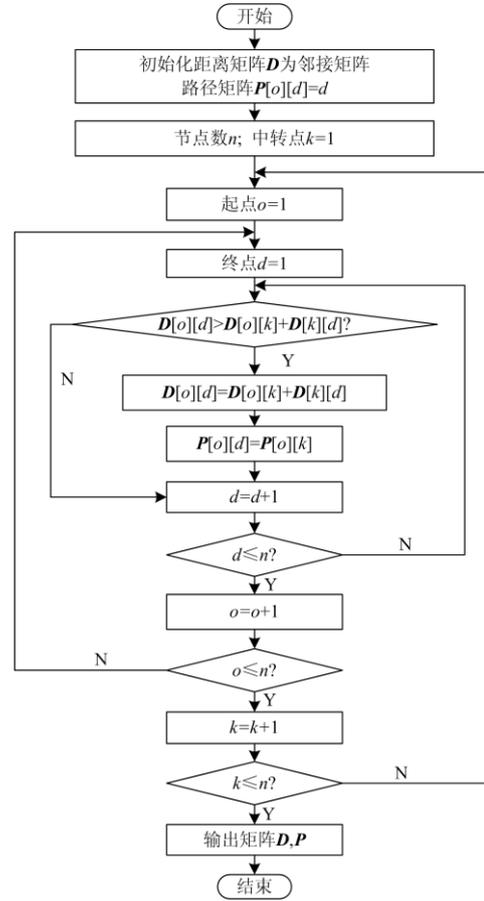


图 6 Floyd 算法流程图

Fig. 6 Floyd algorithm flowchart

2.3 速度-流量模型

电动汽车在城市道路上行驶时, 其行驶速度主要受道路速度限值、道路等级所对应的通行能力及道路中车流量大小的影响; 为此引入速度-流量模型以更准确地对车辆的行驶速度进行模拟, 如式(7)所示。

$$\begin{cases} v_{ij}(t) = \frac{v_{ij-m}}{1 + \left(\frac{q_{ij}(t)}{C_{ij}}\right)^\beta} \\ \beta = a + b \cdot \left(\frac{q_{ij}(t)}{C_{ij}}\right)^n \end{cases} \quad (7)$$

式中: $v_{ij}(t)$ 表示电动汽车 t 时刻在 i 到 j 路段上的行驶速度; v_{ij-m} 表示路段 (i, j) 的零流速度, 通常取道路对车辆的最大限度速度, 这里取 60 km/h; C_{ij} 为道路 (i, j) 的通行能力, 本文将道路分为主次两种情况; $q_{ij}(t)$ 为 t 时刻在节点 i, j 之间的道路上通过的汽车流量; a, b, n 为待定参数, 根据道路的实测值拟合确定^[24]。

根据速度-流量模型, 可以计算最短行驶路径集合 \mathbf{R} 中第 h 个直连路段的行驶速度 $V_h(t)$, 由式(8)可以计算出该路段的行驶时间 ΔT_h , 其中 d_h 可由式(6)得出。

$$\Delta T_h = \frac{d_h}{V_h(t)} \quad (8)$$

因此, 通过式(9)可以计算得到单次行驶起点 i 到终点 j 间行驶总时间。

$$\Delta T_{ij} = \sum_{h=1}^s \Delta T_h \quad (9)$$

3 基于 OD 矩阵的负荷时空分布预测

3.1 出行概率矩阵

OD 分析法核心内容就是 OD 矩阵, 其中的元素代表该时段道路起点、终点间的通行量。通过查找交通部门的观测数据, 能够得到各时段电动汽车的路段通行量, 进而利用 Transcad 软件得到各时段所对应的 OD 矩阵^[25-26]。Transcad 中的 OD 矩阵反推程序基于路网中路段的断面观测交通量和种子 OD 矩阵数据, 然后选用随机用户平衡法、全有全无法等分配方法中的一种, 通过交通分配与矩阵估算之间的多次迭代实现矩阵推算功能。

将一天划分为 24 h, 则 OD 矩阵可以看成 24 个部分, 每个部分由 1 个子矩阵 $\mathbf{A}_{m \times m}^{(T, T+1)}$ 构成。 m 表示区域内节点的个数, $T = 0, 1, \dots, 23$, $\mathbf{A}_{m \times m}^{(T, T+1)}$ 表示 T 到 $T+1$ 时间段的道路起点、终点间的通行量, a_{ij} 是 OD 矩阵 \mathbf{A} 中的元素, 代表在 T 到 $T+1$ 时间段内从 i 节点行驶到 j 节点电动汽车的数量。在 T 到 $T+1$ 时间段内, 用从 i 节点行驶到 j 节点电动汽车的数量除以从 i 节点行驶到其他任何节点的电动汽车的数量之和, 代表在 T 到 $T+1$ 时间内以 i 节点为起点的电动汽车中以 j 节点为目的地的概率, 即

$$p_{ij} = a_{ij} / \sum_{j=1}^m a_{ij} \quad (1 \leq i \leq m) \quad (10)$$

式中: p_{ij} 是出行概率矩阵中的元素; a_{ij} 代表在 T 到 $T+1$ 时间段内从 i 节点行驶到 j 节点电动汽车的数量 ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m$); $\sum_{j=1}^m a_{ij}$ 代表在 T 到 $T+1$ 时间内从 i 节点行驶到其他任何节点的电动汽车的数量之和。

3.2 考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测算法

蒙特卡洛方法(Monte Carlo method)是基于概率统计理论大数定律的数值计算方法, 适用于所求解问题的变量分布满足一定的概率模型的情况, 根据变量的概率模型由计算机生成大量随机数并随机抽样获得问题的近似解, 抽样次数越多所得近似解越

接近真实值^[27]。单辆电动汽车出行特性具有不确定性, 但根据国内外大量汽车出行数据统计可得一定区域大规模电动汽车在出行特性、充电行为等方面近似服从一定的概率函数分布。因此利用蒙特卡洛方法基于出行及充电行为的概率分布模型, 生成满足其概率分布的随机数, 并随机抽取某辆电动汽车, 以此模拟实际中单个电动汽车的出行及充电行为, 进而确定负荷预测模型中所需充电时间段、充电时长等数据, 依次计算某辖区内电动汽车充电负荷并累计叠加, 从而实现充电负荷预测^[28]。基于 OD 矩阵考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测流程图如图 7 所示。

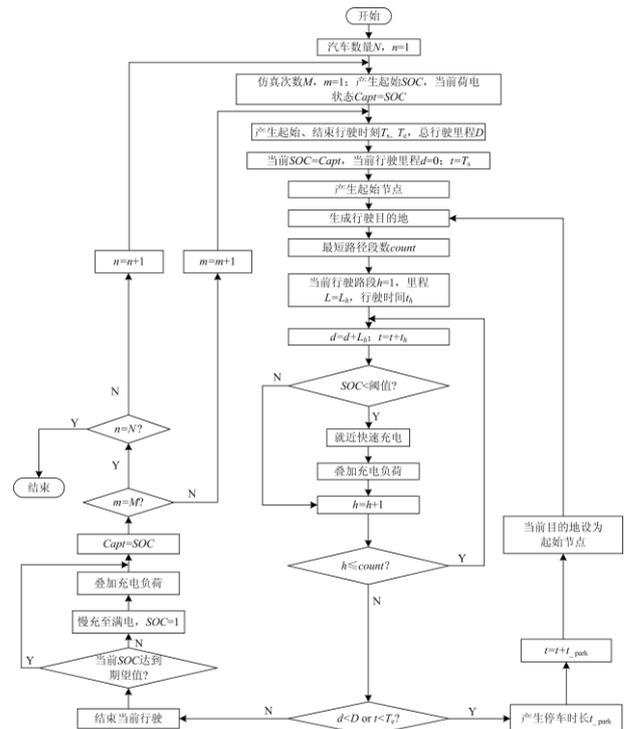


图 7 基于 OD 矩阵时空分布电动汽车充电负荷预测流程图

Fig. 7 Flow chart of charge load prediction of electric vehicle based on OD matrix

具体计算步骤如下:

1) 根据某市辖区电动汽车调研数据初始化电动汽车参数, 如电动汽车总数量、电池容量、充电功率、荷电状态和仿真次数等, 每辆电动汽车的第一天起始荷电状态分布满足正态分布 $N(0.5, 0.1^2)$ 。

2) 首先由出行特性模型生成电动汽车出行起止时刻与日总行驶里程; 然后由出行概率矩阵和 Floyd 最短路径算法得到电动汽车的行驶路径。在电动汽车行驶过程中, 若电动汽车 $SOC < 0.2$, 电动汽车就近快速充电, 否则继续行驶下一个路段, 电动汽车到达目的地后停车或充电。

3) 当电动汽车行程结束时, 采用电动汽车 $SOC < 0.6$ 为条件判断是否进行慢充, 若充电则充至满电, 若不充电则电动汽车荷电状态不变, 由此可得到次日出行的起始 SOC , 计算得出单辆电动汽车充电负荷, 依次叠加该辖区内电动汽车充电负荷得到总的充电负荷, 不断迭代起始 SOC 进行新的一天的电动汽车充电负荷计算。

4 充电负荷预测与分析

4.1 仿真设置

1) 电动私家车参数设置

调研知某市辖区电动私家车的数量为 5 500 辆; 电动私家车主要使用的类型为 BYD 系列的 BYDe6, 其主要参数: 电池容量为 82 kWh, 充电功率为 7 kW, 百公里电耗为 20.5 kWh; 由 1.2 节可知电动汽车的出行起止时刻、日行驶里程等行驶参数; 由 2.3 节

的速度-流量模型, 并考虑城市路网结构的复杂性和电动汽车的行驶特性, 电动私家车在仿真中均按最短路径匀速行驶, 将电动汽车的行驶速度设置为 60 km/h。电动私家车的参数设置如表 1 所示。

2) 路网结构设置

为验证上述 EV 充电负荷预测算法的效果, 现选取已进行城市功能区域划分的某市辖区路网拓扑结构如图 8 所示, 对不同功能区域内的 EV 充电负荷进行预测。将城市划分为四个区域, 包括: 工作区, 居民区 1、2, 商业区。所有区域一共含有 29 个节点, 每个节点代表区域中充电站所在位置, 居民区 1 包括节点 1、3、5、6、7、8、12、14、15、18、21; 居民区 2 包括节点 2、4、9、11、23; 商业区包括节点 10、13、16、17、19、20、22、24、25; 工作区包括节点 26、27、28、29。区域内共有 49 条主要道路, 各道路参数见文献[2]。

表 1 电动私家车参数设置

Table 1 Electric private car parameter setting

数量	容量/kWh	慢充功率/kW	快充功率/kW	百公里电耗/kWh	起始行驶时刻	结束行驶时刻	行驶里程	速度/(km/h)
5 500	82	7	45	20.5	$N(8.92, 3.24^2)$	$N(17.6, 3.4^2)$	$\log N(3.87, 0.9)$	60

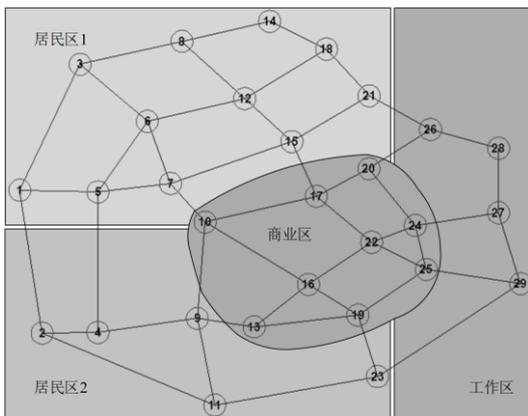


图 8 某市辖区路网结构示意图

Fig. 8 A city area network structure diagram

基于道路交通参数反推 OD 矩阵, 得到早高峰(07:00—09:00)、上午(09:00—12:00)、午间(12:00—14:00)、下午(14:00—17:00)、晚高峰(17:00—19:00)、晚间(19:00—23:00)、夜间 23:00 到凌晨 07:00 各个时间段的 OD 矩阵, 进而得到各个时间段出行概率矩阵。其中夜间 23:00 到凌晨 07:00 时间段的 OD 矩阵如附表 1 所示(截选节点 1~14 的数据)。

3) 起始出行位置设置

不同功能区域节点作为起始出行位置的概率不尽相同, 一般来说电动私家车主在居民区和工作区的往返较为频繁, 初始位置主要集中在居民区, 其

分布如图 9 所示^[2]。

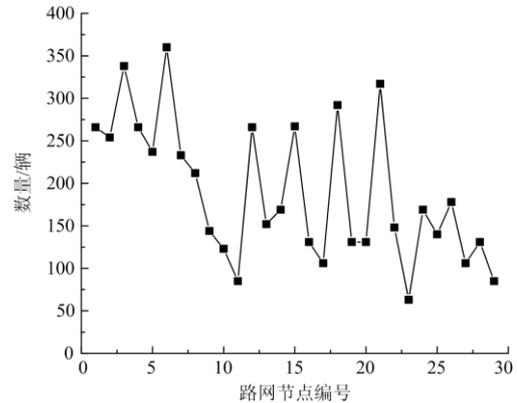


图 9 起始出行位置分布

Fig. 9 Starting position distribution

4.2 仿真结果分析

1) 本文方法仿真结果分析

根据上述算法可得四个区域电动汽车日充电负荷及其日充电总负荷曲线如图 10 所示。居民区在夜间 19:00 到凌晨 06:00 这个时间段内充电需求比较大, 日间 13:00 附近是一天中负荷的低谷时段, 居民区 1 和居民区 2 的负荷峰值分别出现在 22:00 和 02:00, 达到 1 775.20 kW 和 645.40 kW, 居民区 1 由于节点数多, 覆盖区域内的电动汽车数量大, 整体充电负荷更高; 对于商业区和工作区而言, 凌

晨 05:00 到 08:00 处于负荷低谷期, 在日间随人们工作、休闲等出行活动增多, 商业区和工作区充电负荷不断增加, 负荷峰值出现时间较居民区提前, 出现在 20:00 左右, 分别达到 790.80 kW 和 786.00 kW, 符合实际情况, 验证了方法的合理性。

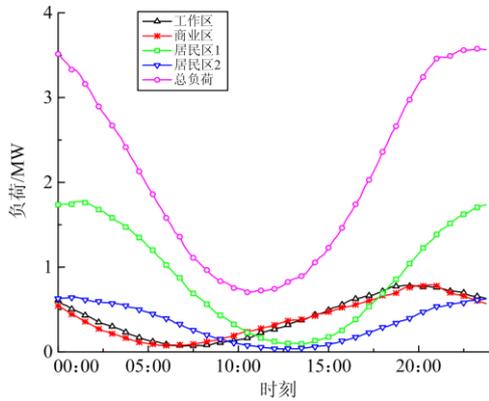


图 10 各区域充电负荷

Fig. 10 Charging load in each area

规划区域各功能区的总体充电需求如图 11 所示。工作区、商业区、居民区三个区域承担着不同的功能属性, 商业区虽然白天客流量比较大, 但是一般都是短时充电, 而居民区电动汽车用户一般在回家之后充电, 夜间车辆进行充电的数量比较多且充电时间较长, 它们的负荷需求相差不大, 分别为 9.97 MWh、9.54 MWh、8.01 MWh。居民区 1 与居民区 2 相比, 区域面积大、节点数多, 相应充电负荷为 21.49 MWh, 是居民区 2 充电需求的 2 倍多。

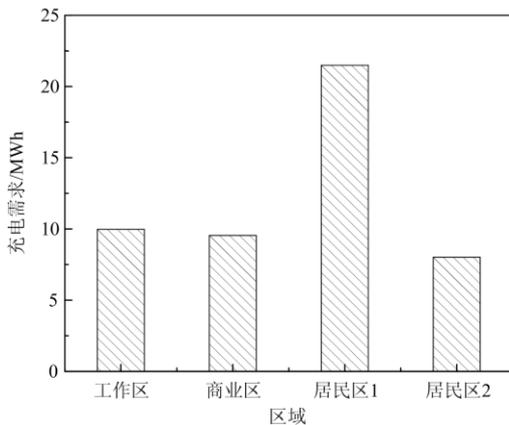


图 11 各个区域的日总充电量

Fig. 11 Total charge in each area

通过计算可得该市辖区各节点日充电负荷分布如图 12 所示。可以看出工作区节点 26、27、28、29 在凌晨负荷需求很少, 白天负荷需求较大, 与工作区的特点相适应; 居民区工作时间节点的负荷较

少, 晚上和凌晨较为集中; 商业区负荷主要集中在日间和晚间营业期间以满足人们的购物休闲需要; 15、18、21 等节点, 即居民区和商业区的关键交界节点, 是 EV 的主要目的地, 其充电负荷需求较为集中。

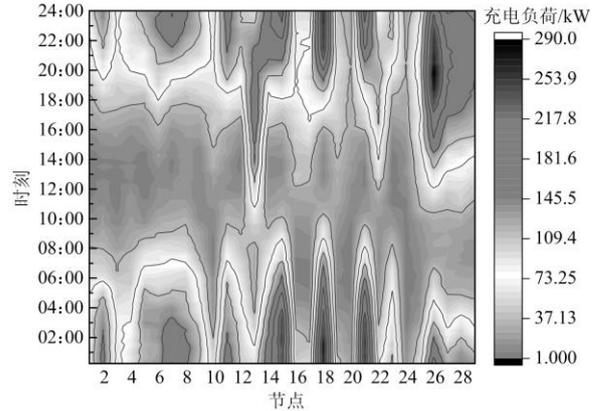


图 12 各节点日充电负荷时空分布

Fig. 12 Spatial and temporal distribution of daily charging load of each node

某市辖区的基础负荷及总负荷(基础负荷加上 EV 充电负荷)的需求情况如图 13 所示。可以看出, 在 17:00—21:00 期间, 该市辖区的基础负荷出现晚高峰, 20:00 左右达到最大峰值, 最大值为 15.59 MW; 此时 EV 充电负荷与基础负荷重合, 总负荷的最大值达到 18.68 MW, 比基础负荷增加了 19.84%, 影响电网稳定运行。在 24:00 到第二天 08:00 期间, 是基础负荷的低谷期, 最小值为 5.18 MW; 加上 EV 的充电负荷后, 总负荷曲线变得较为平缓, 其最小值为 7.95 MW。此时, EV 充电负荷在一定程度上起到了“填谷”、平缓总负荷曲线的作用。

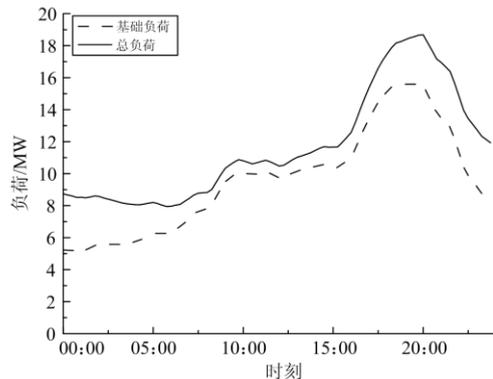


图 13 某市辖区基础负荷及总负荷

Fig. 13 Base load and total load of a city area

2) 与其他预测方法的结果对比
在相同参数条件下, 本文方法与文献[23]和文

献[21]算法分别对该市区电动汽车充电负荷进行预测, 得到该市区 EV 日充电负荷曲线如图 14 所示。

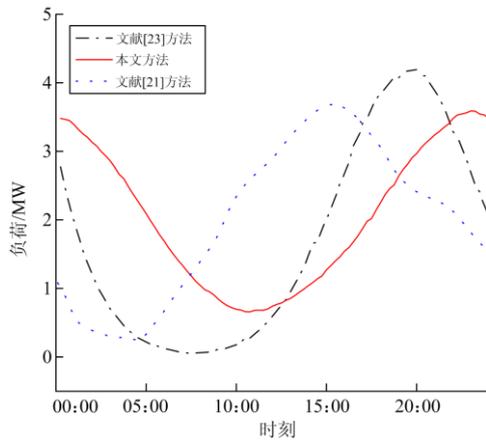


图 14 电动充电总负荷曲线

Fig. 14 Total charging load curve of EVs

由图中日负荷曲线可知: 本文方法、文献[23]及文献[21]方法计算所得日充电电量相近, 分别为 196.667 4 MWh、163.616 6 MWh 和 175.801 38 MWh。利用本文方法计算的负荷峰值为 3.588 8 MW, 谷值为 0.658 MW。文献[23]由于采用每天充电一次的模式, 而且充电行为没有考虑到用户在出行过程的实时充电需求, 充电时间和充电方式较为固定和单一, 在用户每天结束行程回家的时候出现负荷高峰期, 出现充电负荷峰值大幅上升、谷值下降的情况, 峰值和谷值分别达到 4.191 6 MW 和 0.054 6 MW。文献[21]考虑了充电需求分布在多个区域, 一天中的

附录 1

附表 1 时间段为夜间 23:00 到凌晨 07:00 的 OD 矩阵(节点 1~14)

Attached Table 1 Matrix of OD from 23:00 PM to 07:00 AM

OD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	...
1	0.00	32.44	3.36	37.36	19.70	4.96	2.59	6.78	8.92	7.72	3.78	5.38	6.17	3.33	...
2	32.44	0.00	0.57	34.62	284.04	2.24	0.92	8.00	6.05	5.02	3.52	5.68	7.26	2.07	...
3	3.36	0.57	0.00	6.83	5.68	11.41	1.57	3.76	27.14	21.38	1.81	3.38	3.52	3.33	...
4	37.36	34.62	6.83	0.00	11.69	13.70	4.61	4.25	3.21	21.19	1.55	3.61	3.71	1.37	...
5	19.70	284.04	5.68	11.69	0.00	36.35	3.58	2.66	1.79	58.57	0.30	2.51	2.20	0.74	...
6	4.96	2.24	11.41	13.70	36.35	0.00	4.00	41.80	74.18	99.00	37.04	17.97	2.46	1.93	...
7	2.59	0.92	1.57	4.61	3.58	4.00	0.00	14.73	7.31	307.77	9.97	9.58	1.98	1.54	...
8	6.78	8.00	3.76	4.25	2.66	41.80	14.73	0.00	31.90	8.18	53.63	2.25	48.65	3.55	...
9	8.92	6.05	27.14	3.21	1.79	74.18	7.31	31.90	0.00	0.94	19.48	11.82	0.70	0.17	...
10	7.72	5.02	21.38	21.19	58.57	99.00	307.77	8.18	0.94	0.00	3.66	5.79	0.77	0.38	...
11	3.78	3.52	1.81	1.55	0.30	37.04	9.97	53.63	19.48	3.66	0.00	9.44	53.78	1.21	...
12	5.38	5.68	3.38	3.61	2.51	17.97	9.58	2.25	11.82	5.79	9.44	0.00	67.21	23.43	...
13	6.17	7.26	3.52	3.71	2.20	2.46	1.98	48.65	0.70	0.77	53.78	67.21	0.00	4.73	...
14	3.33	2.07	3.33	1.37	0.74	1.93	1.54	3.55	0.17	0.38	1.21	23.43	4.73	0.00	...
...

充电频率、充电方式的不固定, 得到的负荷曲线较文献[23]略微平缓, 充电负荷峰值和谷值分别为 3.719 45 MW 和 0.217 34 MW; 而本文方法综合考虑了电动汽车在一天出行过程中多个区域的充电需求以及根据日前实际消耗调整当日的起始 SOC, 因而充电负荷曲线相对更为平缓, 峰谷差值较小。

5 结论

本文以电动私家车为研究对象, 提出了一种基于 OD 矩阵考虑时空分布的 EV 负荷预测方法。通过对 EV 参数和路网结构合理设置, 得到以下结论:

1) 基于 OD 矩阵考虑时空分布的 EV 充电负荷预测方法, 由路网 OD 矩阵结合 Floyd 算法模拟电动汽车最短距离出行轨迹, 结合车速-流量关系模型计算用户在既定起讫点时的行驶时间, 同时考虑了 EV 起始 SOC 的更新迭代, 保证了电池荷电状态的连续变化, 考虑城市电动汽车行驶规律和影响因素提升充电负荷预测精度。

2) 选择某市辖区为对象, 进行案例仿真计算。结果表明, EV 充电负荷需求在工作区、商业区和居民区的特征各异, 有着较为明显的区域特性, 与路网的结构特征相关。负荷在居民区、商业区的连接部分需求较多, 是 EV 的主要目的地。

3) EV 的充电需求增大了整体负荷需求, 在负荷高峰时期上升了 19.84%, 加重了配电网的负担, 影响配电网的安全稳定运行, 该仿真预测结果可为 EV 有序充电研究提供参考。

参考文献

- [1] 胡棚湫, 谭泽富, 邱刚, 等. 电动汽车发展综述[J]. 电气应用, 2018, 37(20): 79-85.
HU Pengqiu, TAN Zefu, QIU Gang, et al. Overview of the development of electric vehicles[J]. *Electrotechnical Application*, 2018, 37(20): 79-85.
- [2] 邵尹池, 穆云飞, 余晓丹, 等. “车-路-网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A temporal and spatial prediction of charging load of electric vehicles under "vehicle-road-network" mode and its influence on power flow of distribution network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- [3] 陈文彬, 徐大勇, 郭瑞鹏. 负荷预测对新能源电网多目标优化调度的影响规律研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(10): 46-51.
CHEN Wenbin, XU Dayong, GUO Ruipeng. Research on the influence law of load forecasting on multi-objective optimization scheduling of new energy grid[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(10): 46-51.
- [4] 周步祥, 刘治凡, 黄河, 等. 基于 GRASP-PR 混合算法的电动汽车有序充电优化[J]. 电测与仪表, 2020, 57(2): 7-13, 20.
ZHOU Buxiang, LIU Zhifan, HUANG He, et al. Sequential charging optimization of electric vehicles based on GRASP-PR hybrid algorithm[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(2): 7-13, 20.
- [5] 王鑫, 周步祥, 唐浩. 考虑用户因素的电动汽车有序充放电控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 129-137.
WANG Xin, ZHOU Buxiang, TANG Hao. Electric vehicle orderly charge and discharge control strategy considering user factors[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(4): 129-137.
- [6] 张媛媛, 撒奥洋, 于立涛, 等. 计及需求响应和电动汽车调度的 CHP 微网优化运行[J]. 广东电力, 2020, 33(8): 36-45.
ZHANG Yuanyuan, QIAN Aoyang, YU Litao, et al. The optimal operation of CHP micro-network with regard to demand response and electric vehicle scheduling[J]. *Guangdong Electric Power*, 2020, 33(8): 36-45.
- [7] 石文超, 吕林, 高红均, 等. 考虑需求响应和电动汽车参与的主动配电网经济调度[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(11): 41-55.
SHI Wenchao, LÜ Lin, GAO Hongjun, et al. Economic dispatch of active distribution network with participation of demand response and electric vehicle[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(11): 41-55.
- [8] RAMOS M E, RAZEGHI G, ZHANG L, et al. Electric vehicle charging algorithms for coordination of the grid and distribution transformer levels[J]. *Energy*, 2016, 113: 930-942.
- [9] 马立新, 徐嘉辉, 杨天笑. 基于 MPSO 算法含电动汽车的微网优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(8): 116-122.
MA Lixin, XU Jiahui, YANG Tianxiao. Optimization scheduling of micro grid including electric vehicles based on MPSO algorithm[J]. *Power System and Clean Energy*, 2020, 36(8): 116-122.
- [10] 陈黎军, 傅雨婷, 臧海祥, 等. 考虑充电需求增长的充电站动态规划方法[J]. 全球能源互联网, 2019, 2(4): 349-359.
CHEN Lijun, FU Yuting, ZANG Haixiang, et al. Dynamic planning model of electric vehicle charging stations considering the growth of charging demand[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2019, 2(4): 349-359.
- [11] 王锡凡, 邵成成, 王秀丽, 等. 电动汽车充电负荷与调度控制策略综述[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 1-10.
WANG Xifan, SHAO Chengcheng, WANG Xiuli, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(1): 1-10.
- [12] 王鑫, 周步祥, 唐浩. 计及 V2V 技术的电动汽车有序充放电策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(7): 96-102.
WANG Xin, ZHOU Buxiang, TANG Hao. The orderly charging and discharging strategy of EV with V2V technology is considered[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2018, 30(7): 96-102.
- [13] 曹娜, 牛恩荃, 于群, 等. 考虑城市多场景和用户充电意愿的私家电动汽车充电负荷预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(21): 84-91, 110.
CAO Na, NIU Enquan, YU Qun, et al. Private electric vehicle charging load forecast considering urban multi-scene and user charging willingness[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(21): 84-91, 110.
- [14] 罗卓伟, 胡泽春, 宋永华, 等. 电动汽车充电负荷计算方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 36-42.
LUO Zhuowei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Study on plug-in electric vehicles charging load calculating[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2011, 35(14): 36-42.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 李顺昕, 何知遥, 丁健民, 等. 基于 OD 矩阵的电动出租车充电负荷时空特性预测分析[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(9): 88-96.
LI Shunxin, HE Zhiyao, DING Jianmin, et al. Prediction and analysis of spatial-temporal characteristics of electric taxis' charging load based on OD matrix[J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(9): 88-96.
- [18] 刘云, 吴家宏. 计及电动汽车渗透率的台区负荷预测研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(1): 72-78.
LIU Yun, WU Jiahong. Research on forecasting of transformer area load considering the permeability of electric vehicles[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(1): 72-78.
- [19] 汪德夫, 张树冰. 考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测及对电网负荷影响分析[J]. 电力学报, 2017, 32(6): 483-489.
WANG Defu, ZHANG Shubing. Prediction of electric vehicle load and its influence on power load considering time and space distribution[J]. Journal of Electric Power, 2017, 32(6): 483-489.
- [20] 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.
ZHANG Hongcai, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Spatial and temporal distribution prediction of plug-in electric vehicle charging load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20.
- [21] 许威, 吕林, 许立雄, 等. 基于马尔可夫链的电动汽车充电需求计算[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(3): 12-19.
XU Wei, LÜ Lin, XU Lixiong, et al. Calculation of charging demand from electric vehicles based on Markov chain[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(3): 12-19.
- [22] Department of Transportation. National household travel survey 2017[R]. U.S. Department of Transportation, 2018.
- [23] 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.
- [24] 陈盛. 城市道路交通流速度流量实用关系模型研究[D]. 南京: 东南大学, 2004.
CHEN Sheng. Research on practical velocity-volume model of urban streets[D]. Nanjing: Southeast University, 2004.
- [25] 邵晓明. 基于 TransCAD 平台的 OD 矩阵反推方法研究[J]. 山西建筑, 2015, 41(25): 152-153.
SHAO Xiaoming. On OD inverse deduction matrix method based on TransCAD platform[J]. Shanxi Architecture, 2015, 41(25): 152-153.
- [26] 颜美芳, 龚华炜, 陈琪祺, 等. 基于 OD 反推的校园交通分配方法研究—以广州大学为例[J]. 城市建筑, 2020, 17(27): 14-16.
YAN Meifang, GONG Huawei, CHEN Qiqi, et al. Research on campus traffic allocation method based on OD inversion—taking Guangzhou University as an example[J]. Urban Architecture, 2020, 17(27): 14-16.
- [27] 叶郑庚. 采用联系系数与蒙特卡洛模拟的规模化电动汽车充电负荷预测[J]. 电器与能效管理技术, 2019(20): 70-76.
YE Zhengeng. Charging load prediction of large-scale electric vehicle based on contact number and Monte Carlo simulation[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2019(20): 70-76.
- [28] 龙雪梅, 杨军, 吴赋章, 等. 考虑路网-电网交互和用户心理的电动汽车充电负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(14): 86-101.
LONG Xuemei, YANG Jun, WU Fuzhang, et al. Prediction of electric vehicle charging load considering interaction between road network and power grid and user's psychology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 86-101.

收稿日期: 2020-12-11; 修回日期: 2021-06-21

作者简介:

张琳娟(1985—), 女, 博士, 高级工程师, 研究领域为电动汽车有序充电、充电网络规划、智慧能源控制、车联网等; E-mail: zlinj@163.com

许长清(1973—), 男, 本科, 高级工程师, 研究领域为智能用电、智能电网规划等; E-mail: zzplus@163.com

王利利(1984—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究领域为智能用电、配电网规划等。E-mail: 714106031@qq.com

(编辑 魏小丽)