

# 融合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响

陈丽丹<sup>1,2</sup>, 张尧<sup>2</sup>, Antonio Figueiredo<sup>3</sup>

(1. 华南理工大学广州学院 电气工程学院, 广东 广州 510800;

2. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640;

3. 约克大学 电子工程系, 英国 约克郡 YO10 5DD)

**摘要:**电动汽车充电负荷具有时间和空间不确定性、随机性,提出一种融合路网、交通、电网、天气、车辆、充电设施等多源信息的考虑用户出行行为和充电需求的电动汽车充电负荷时空分布预测模型。由图论方法构建城市路网和电网信息模型及两者的耦合关系;引入出行链,以概率函数拟合车辆首次出行时间和行程目的地的驻留时间,采用Dijkstra算法规划车辆的出行路径以获得各段行程距离,由道路等级和各时段交通信息获得车辆的行驶速度,以计算行程行驶时间和荷电状态,再根据各行程目的地的充电需求判断条件,计算充电时长和充电负荷;采用蒙特卡洛方法对各功能区电动汽车出行的时间和空间充电负荷分布进行整体仿真;并根据耦合关系将充电负荷归算至对应电网节点,再通过时间序列潮流计算评估电动汽车接入电网后无序充电对电网负荷、电压和网损的影响。算例通过设置不同的场景预测了不同功能区和电网节点的充电负荷曲线,分析了不同因素对充电负荷分布及电网的影响,验证了所提模型的有效性。

**关键词:**电动汽车;多源信息;充电负荷预测;路网-电网;时空模型;配电网;蒙特卡洛方法;Dijkstra算法

**中图分类号:**TM 761;U 469.72

**文献标识码:**A

10.16081/j.issn.1006-6047.2018.12.001

## 0 引言

近年来,电动汽车受到各国政府和企业的的大力支持和推广<sup>[1]</sup>,随着充电设施的逐步建设和电动汽车使用力度的加大,电动汽车的充电需求也将有新一轮增长,有效的电动汽车充电负荷预测和电动汽车接入电网后的影响评估是开展电网与电动汽车互动研究的基础<sup>[2]</sup>。然而,电动汽车作为一种特殊的负荷和储能装置,它的可移动性使其充电负荷具有时间和空间随机性和动态性,其充电负荷分布受车辆出行后的道路结构、交通路况、行驶路径及出行目的地等因素影响<sup>[3]</sup>。从电网角度出发,因电动汽车接入时间、接入地点的不同,电网的负荷、节点电压、损耗等运行指标也将随之发生变化。为分析电动汽车接入后的充电需求、对电网的影响以及后续评估区域内各节点电动汽车的时间可调控能力和需求响应能力,应考虑电动汽车所在区域的交通道路网信息和所在的电网信息及其耦合特性,并结合电动汽车的出行特性、充电行为,分析电动汽车充电负荷的时间和空间分布特征。

目前已有不少文献开展了电动汽车充电负荷预测的研究,并取得了丰硕的成果,其中一部分基于电

动汽车充电负荷的时间分布特性开展研究,如文献[4-5]分别建立了起始荷电状态、日行驶里程和起始充电时间的概率模型,利用蒙特卡洛方法计算电动汽车充电负荷的时间分布,但其均未涉及充电负荷的空间分布。文献[6]根据电动汽车类型、电池容量、用户习惯、充电频率等因素,规划不同的充电场景,构建了充电负荷时间分布预测模型,但同样缺乏空间信息。文献[7]提出元日期窗口的概念并考虑多日一充模式对充电负荷的影响,该方法适用于电动汽车的电池容量较大且日行驶里程较少的情形。文献[8]选择用地决策法,根据土地性质和相对应的停车规律,较好地描述了不同用地场所的电动汽车充电负荷曲线,但还需进一步考虑具体某一车辆在一天内的出行时空和充电需求情况的关联性。文献[9]提出一种考虑电动汽车空间运动特性的充电负荷预测方法,所提方法能计算电动汽车在各种场所总的充电负荷时间分布,但不能反映各个地块及各电网节点下充电负荷的具体情形。然而,无论是充电桩(站)的规划还是电网的规划,均需考虑充电负荷的时空分布情况。文献[3,10]利用交通起止点OD(Orignation Destination)分析法模拟电动汽车的行驶路径,采用蒙特卡洛方法对各类电动汽车的充电负荷进行时空预测,但实际上每个时段OD矩阵的获取是比较困难的,且容易造成充电负荷的重复计算。综上所述,现有的电动汽车充电负荷预测方法仍存在一定的局限性:①耦合度不够,电动汽车充电负荷因具有移动性,与交通道路网、电网的关系密切,并受天气、充电设施、出行规律等因素影响;②注重充电负荷时间分布的预测,忽略了对空间特

收稿日期:2018-01-02;修回日期:2018-09-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61603141);广东省普通高校青年创新人才自然科学基金项目(2015KQNCX229);国家留学基金资助项目(201708440511)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(61603141), the Young Creative Talents in Colleges and Universities of Guangdong Province(2015KQNCX229) and the CSC Scholarship(201708440511)

性的分析。

评估电动汽车接入电网影响的相关研究也有较多的成果<sup>[11-12]</sup>,但是已有方法对电动汽车的出行规律、充电需求判断等方面的考虑不足,在评估电动汽车接入对电网的影响时,局限于考虑负荷总量在时间上的叠加,忽略了不同区域、不同接入点具有不同的充电功率水平和需求,同时还需考虑充电地点与电网节点的耦合性,才能更合理地体现对电网的影响。

基于上述分析,本文提出了一种融合路网、交通、天气、电网等多源信息的考虑用户出行需求的电动汽车充电时空分布预测方法,所提方法能得到任何时间、任何地点、任何车辆的充电需求,并结合路网和电网地理的耦合特性,从时空两维度评估电动汽车接入后对电网负荷、网损、电压等方面的影响。

## 1 融合多源信息的充电负荷预测基本思路

本文构建的电动汽车充电负荷时空预测模型框架如图 1 所示。

该时空预测模型框架基于路网拓扑信息建立路网模型,基于电网拓扑信息建立电网模型,根据居民出行调查数据库构建出行模型,基于天气温度数据和交通流量数据构建每千米耗电量模型,并基于车辆信息和充电设施信息建立单辆电动汽车的充电模型;然后通过蒙特卡洛方法生成每辆电动汽车出行的不确定性参数;根据模糊规则方法计算每个时段电动汽车每千米的耗电量;按照出行链行程目的地并结合道路交通模型,利用最短行驶距离算法确定车辆的行驶路径;再结合电池的荷电水平判断充电需求,确定电动汽车的充电时段和位置,由此得到充电负荷的时空信息,并进行反复抽样,以得到电动汽车充电负荷的时空分布预测结果。

## 2 基于图论方法的路网和电网建模

### 2.1 路网建模

车辆出行后的行驶路径和时间受其所在地区的

路网、交通情况影响,因此,在进行充电负荷计算前,需考虑路网、交通信息的建模。实际的道路网错综复杂,将其进行抽象,以附录中图 A1 为示例,利用图论方法描述和说明道路网的拓扑结构<sup>[13]</sup>,并用式(1)表述。

$$\begin{cases} G=(V(G),E(G),\psi_G) \\ V(G)=\{v_i|i=1,2,\dots,n\} \\ E(G)=\{\langle v_i,v_j\rangle|v_i,v_j\in V\} \\ \psi_G=\{e_{ij}|\langle v_i,v_j\rangle\in E\} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $V(G)$ 为路网中的交叉节点,即道路交叉口集合, $n$ 为节点总数; $E(G)$ 为路网中的道路路段集合,路段长度 $e_{ij}$ 根据式(2)确定; $\psi_G$ 为道路权值的邻接矩阵,描述各路段长度及节点的连接关系。

$$e_{ij}=e_{ji}=\begin{cases} d_{ij} & \text{路段}\langle v_i,v_j\rangle\text{连通} \\ 0 & i=j \\ \text{inf} & \text{路段}\langle v_i,v_j\rangle\text{不连通} \end{cases} \quad (2)$$

其中,inf表示无穷大; $d_{ij}$ 为路段 $\langle v_i,v_j\rangle$ 的距离,并且 $d_{ij}\neq 0$ 。另外,本文采用笛卡尔直角坐标系表示路网节点的空间地理位置,如节点 $v_i$ 在坐标系中的位置为 $(x_i,y_i)$ , $d_{ij}$ 的计算公式如式(3)所示。

$$d_{ij}=\|v_i-v_j\|_2=\sqrt{(x_j-x_i)^2+(y_j-y_i)^2} \quad (3)$$

假设路网中所有路段均可双向通行,附录中图 A1 所示路网的邻接矩阵如式(4)所示。

$$\psi_G=\begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \text{inf} & d_{14} & \text{inf} \\ d_{21} & 0 & d_{23} & \text{inf} & d_{25} \\ \text{inf} & d_{32} & 0 & \text{inf} & d_{35} \\ d_{41} & \text{inf} & \text{inf} & 0 & d_{45} \\ \text{inf} & d_{52} & d_{53} & d_{54} & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

### 2.2 电网建模

本文建模时将电网简化为由节点和弧段组成的网络结构,不考虑开关,节点仅表示发电机和负载。电网的拓扑结构如式(5)所示。

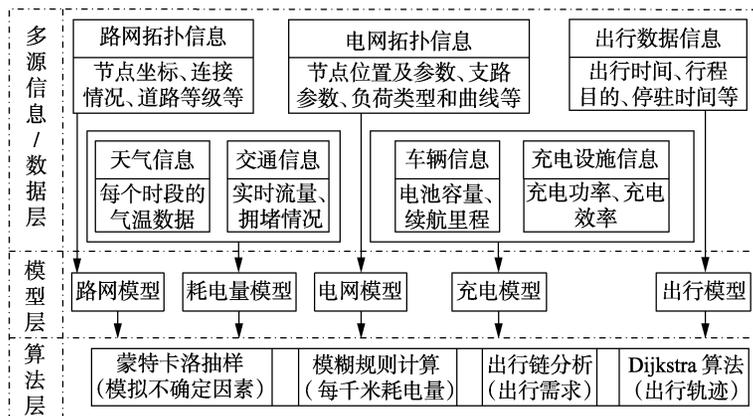


图 1 融合多源信息的电动汽车充电负荷时空预测框架

Fig.1 Framework of spatial-temporal forecasting model of EV charging load based on multi-source information

$$\begin{cases} G^d = (V^d(G), E^d(G), \psi_G^d) \\ V^d(G) = \{n_i | i=1, 2, \dots, n_G\} \\ E^d(G) = \{\langle n_i, n_j \rangle | n_i, n_j \in V^d\} \\ \psi_G^d = \{(r_i, x_i, c_i, P_i^l) | \langle n_i, n_j \rangle \in E^d\} \\ B_G^d = \{(P_i^d, Q_i^d) | i=1, 2, \dots, n_G\} \\ F_G^d = \{f_i(t) | t=1, 2, \dots, T\} \end{cases} \quad (5)$$

$$\psi_G^d = \begin{bmatrix} r_1 & x_1 & c_1 & P_1^l \\ r_2 & x_2 & c_2 & P_2^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{l_d} & x_{l_d} & c_{l_d} & P_{l_d}^l \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $V^d(G)$  为电网的节点集合;  $n_G$  为电网节点数量;  $E^d(G)$  为电网节点之间的支路集合;  $\psi_G^d$  为电网支路的电阻、电抗、电纳和支路传输功率极限等参数矩阵;  $B_G^d$  为电网各节点的平均有功功率、无功功率;  $F_G^d$  为电网节点负荷变化系数;  $T$  为一天的总时间;  $l_d$  为支路数量。

### 2.3 路网-电网耦合关系

城市电网都是基于地理位置建设的,首先根据城市规划的各区域功能定位将地理划分为住宅区、工作区和其他区域(商业等),并以路网的道路为界;然后,由于电网通常按供电分区供电,供电分区的划分考虑与城市规划相协调,常以道路、河流等自然障碍为界,因此本文假设区域电网的节点负责对应部分功能区的供电。当计算充电负荷时,将各功能地块按电网节点供电分区进行汇总,归算得到电网相应各个节点的充电负荷,如式(7)所示。

$$P^g(t) = \sum_{f \in g} [P_b^f(t) + P_e^f(t)] \quad (7)$$

其中,  $f \in g$  表示功能地块  $f$  归属于电网节点  $g$  供电;  $P_b^f(t)$ 、 $P_e^f(t)$  和  $P^g(t)$  分别为时刻  $t$  功能地块  $f$  的基本负荷、电动汽车无序充电负荷和电动汽车无序充电时电网节点  $g$  的总负荷。

## 3 电动汽车出行时空分析

### 3.1 出行时空轨迹及路径规划

#### 3.1.1 出行时间轨迹曲线

充电需求与用户的出行行为直接相关,一般出行用户在工作日发生的出行活动规律性较强。单个出行者在多个日期的时空轨迹如附录中图 A2 所示,从图中可看出,出行者每天出行的路径并不是一成不变的,但其表现的出行时间和出行空间则相对集中。

#### 3.1.2 出行路径规划

当车辆由当前所在地(源点)前往某一活动目的地(目的点)时,用户往往会提前进行路径选择,根据其自身的不同偏好选择不同的路阻,如行驶距

离、行程时间、道路质量、拥挤程度、出行费用、综合路阻等<sup>[14]</sup>。本文假设用户以“最短行驶距离”作为路径选择的重要依据,由源点到目的点的行驶路径采用以“行驶距离”为路阻的 Dijkstra 算法<sup>[15]</sup>进行规划。

### 3.2 出行链结构

假设本文研究的私家电动汽车以其所在住宅区为一天的起讫点,车辆在一天的行程中会前往一个或多个功能区活动,相应地可能在一个或多个驻留点进行充电。因此,采用由一系列中间驻留点构成的出行链表征车辆在一天内的出行空间特性,如式(8)所示。出行链的结构示意图如图 2 所示。

$$Q = \{q_0(x_0, y_0), q_1(x_1, y_1), \dots, q_s(x_s, y_s), \dots\} \quad (8)$$

其中,  $Q$  为出行链对应驻留点的集合;  $s$  为驻留点序号;  $(x_s, y_s)$  为驻留点  $s$  对应的坐标;  $q_s$  为出行过程中的驻留点,  $q_0$  为出行链出发点。设  $p_a$  为 2 个连续驻留点之间的一条路径,  $\psi(q_s, q_{s+1})$  为 2 个连续驻留点之间的路径集合,  $p_a \in \psi(q_s, q_{s+1})$  为一个出行链对应的一条路径,  $\Pi$  为出行链对应的路径集合,如式(9)所示。

$$\Pi = \{\psi(q_0, q_1), \psi(q_1, q_2), \dots, \psi(q_s, q_{s+1}), \dots\} \quad (9)$$

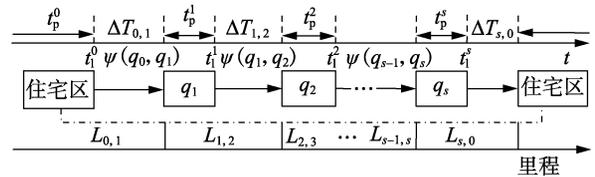


图 2 出行链的结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of trip chain

图 2 中,  $t_p^i, t_p^i$  ( $i=0, 1, \dots, s, \dots$ ) 分别为电动汽车离开第  $i$  个驻留点的时间和在该驻留点停驻的时间,  $t_p^0, t_p^0$  分别为电动汽车离开家的时间和返家后的停驻时间;  $\Delta T_{i,j}, L_{i,j}$  分别为第  $i, j$  个驻留点之间的行驶时间和行驶里程。

### 3.3 出行时间特征

#### 3.3.1 出行时间概率分布

出行链中都有相应的链点,每个链点包含了出行者上一次出行的到达时间和下一次出行的出发时间,本文采用拟合性灵活的三参数威布尔概率函数进行描述,如式(10)所示。

$$f(t_1^0) = \frac{k}{c} \left( \frac{t_1^0 - \gamma}{c} \right)^{k-1} \exp \left[ - \left( \frac{t_1^0 - \gamma}{c} \right)^k \right] \quad (10)$$

其中,  $k$  为形状参数,无量纲;  $c$  为尺度参数,单位为 min;  $\gamma$  为位置参数。  $k, c$  这 2 个参数控制威布尔分布曲线的形状,  $k$  表示分布曲线的峰值情况,  $c$  与行程出发时间的平均值有关。

#### 3.3.2 路段行驶时间

某时段通过各路段的平均行程时间通过式

(11) 计算。

$$\bar{T}_r = \frac{L_r}{\bar{v}_r} \quad (11)$$

其中,  $\bar{T}_r$  为实际通过路段所需时间;  $L_r$  为路段长度;  $\bar{v}_r$  为通过该路段时行驶的平均速度, 其值受道路等级、拥堵情况、出行时段等因素的影响, 文献[13]考虑不同的道路等级, 设置不同的平均速度, 文献[16]根据历史交通路网的车流数据获得平均速度, 文献[17]按拥挤、缓行、畅通 3 个等级交通指数对应取值。本文根据不同等级道路的限速值和不同时段交通情况, 采用分段均匀分布函数描述, 如式(12)所示。

$$F(\bar{v}_r) = \begin{cases} \frac{\bar{v}_r - v_0}{v_a - v_0} & v_0 \leq \bar{v}_r < v_a \text{ (严重堵塞)} \\ \frac{\bar{v}_r - v_a}{v_b - v_a} & v_a \leq \bar{v}_r < v_b \text{ (堵塞)} \\ \frac{\bar{v}_r - v_b}{v_c - v_b} & v_b \leq \bar{v}_r < v_c \text{ (城市工况)} \\ \frac{\bar{v}_r - v_c}{v_d - v_c} & v_c \leq \bar{v}_r < v_d \text{ (畅通)} \\ \frac{\bar{v}_r - v_d}{v_{\text{lim}} - v_d} & v_d \leq \bar{v}_r < v_{\text{lim}} \text{ (高速)} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $v_0$  和  $v_{\text{lim}}$  分别为道路最低和最高行驶速度, 单位为 km/h;  $v_a$ 、 $v_b$ 、 $v_c$ 、 $v_d$  为不同路况下的行驶速度边界值, 单位为 km/h。

由 3.1 节中的最短路径规划算法选出最优路径后, 可计算行程出发点  $s$  到目的点  $s+1$  之间的行驶总时间  $\Delta T_{s,s+1}$ , 如式(13)所示。

$$\Delta T_{s,s+1} = \sum_{p_a \in \psi(q_s, q_{s+1})} \bar{T}_r \quad (13)$$

### 3.3.3 目的地驻留时间

车辆行驶到目的地会有一定时间的驻留, 第  $s$  个目的地(家为最后一个目的地)的驻留时间  $t_p^s$  取决于驻留场所的性质, 文献[18]的研究表明车辆在住宅区驻留时长的概率密度服从威布尔分布, 在工作区域和其他区域驻留时长的概率密度服从广义极值分布。

### 3.3.4 下一行程出发时间

车辆在一天中首个行程从家出发的时间  $t_1^0$  由式(10)抽取确定, 抵达目的地的时间和从驻留点  $s$  到目的地  $s+1$  路段的行程出发时间分别为:

$$t_a^s = t_1^0 + \sum_{i=0}^{s-1} \Delta T_{i,i+1} + \sum_{i=1}^{s-1} t_p^i \quad (14)$$

$$t_1^s = t_1^0 + \sum_{i=0}^{s-1} \Delta T_{i,i+1} + \sum_{i=1}^s t_p^i \quad (15)$$

其中,  $t_a^s$  为抵达目的地  $s$  的时刻;  $t_1^s$  为离开驻留点  $s$  前往目的地  $s+1$  的时刻;  $i=0$  表示出发点为家, 在抵达目的地  $s$  前, 经过  $s-1$  个驻留点和  $s$  段行程路径。

## 4 电动汽车充电负荷计算

### 4.1 充电需求判断及用户决策

车辆行驶到某一目的地后, 用户根据当前时刻的剩余电量情况, 判断车辆是否需要充电, 本文假设当前电池剩余电量少于 30% 或不足以支撑下次行驶时, 需在当前目的地充电, 用户决策流程如附录中图 A3 所示。电动汽车在当前目的地的充电概率如式(16)所示。

$$\zeta_m^s = \begin{cases} 1 & S(t_a^s) \leq 30\% \text{ 或 } L_R \leq L_{s,s+1} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $\zeta_m^s$  为第  $m$  辆电动汽车在目的地  $s$  是否需要充电的判断条件, 1 表示需要充电, 0 表示不需要充电;  $S(t_a^s)$  为抵达目的地  $s$  时电池的荷电状态;  $L_R = S(t_a^s)/\omega_{\text{max}}$  为剩余里程(单位为 km),  $\omega_{\text{max}}$  为电动汽车每千米行程耗电量的最大值, 本文仿真中取为 0.3 kW·h/km;  $L_{s,s+1}$  为当前目的地  $s$  到下一目的地  $s+1$  之间的距离, 单位为 km。

### 4.2 荷电状态计算

车辆抵达当前目的地  $s$  时的初始荷电状态由式(17)计算得到。

$$S(t_a^s) = S(t_1^{s-1}) - \frac{\sum_{d=1}^{N_{s-1,s}} \omega_d l_d}{E_b} \quad (17)$$

其中,  $t_1^{s-1}$  为离开上一目的地的时刻;  $S(t_1^{s-1})$  为离开目的地  $s-1$  时的荷电状态, 首次离家时刻的荷电状态  $S(t_1^0)$  可由用户设定, 本文取为 0.9;  $E_b$  为电池容量, 单位为 kW·h;  $\omega_d$  为电动汽车经过路段  $d$  时每千米的耗电量, 单位为 kW·h/km, 一般取值为 0.15~0.3 kW·h/km, 仿真时采用文献[9]中的模糊计算方法获得;  $l_d$  为路段  $d$  的行驶距离, 单位为 km;  $N_{s-1,s}$  为从出发点  $s-1$  到目的地  $s$  根据最短路径算法选择的所经路径的路段总数。车辆离开当前目的地  $s$  的荷电状态由式(18)确定。

$$S(t_1^s) = \begin{cases} S(t_a^s) & \zeta_m^s = 0 \\ \min \left\{ S(t_a^s) + \frac{\eta P_c^s t_c^s}{60 E_b}, 1 \right\} & \zeta_m^s = 1 \end{cases} \quad (18)$$

其中,  $\eta$  为充电机的效率;  $P_c^s$  为在目的地  $s$  处的充电功率水平, 单位为 kW;  $t_c^s$  为在目的地  $s$  处的充电时长。式(18)表示车辆在当前目的地  $s$  经过充电需求判断决策后, 若确定不需要充电, 则离开时的荷电状态与抵达时相同; 若确定需要充电, 则选择充至用户预设的电量或充到离开当前目的地为止。

### 4.3 充电时长计算

抵达当前目的地  $s$  的时刻可由式 (14) 获得,经充电需求判断后,若需在该目的地充电,那么充电时长可由式 (19) 确定。

$$t_c^s = \frac{[S_{\text{set}} - S(t_a^s)] E_b}{\eta P_c^s} \quad (19)$$

其中,  $S_{\text{set}}$  为用户设定的充电预期荷电状态,默认为 0.9。当充电时长大于驻留时间时,充电时长取为驻留时长。

### 4.4 充电负荷计算

由前述方法可获得每个住宅小区的每辆电动汽车的行驶时空分布及在各个目的地处的信息,包括抵达时间、驻留时间、离开时间、抵达时的荷电状态、是否需要充电、充电时长、离开时的荷电状态等。然后可计算各个目的地即各功能地块的电动汽车充电负荷。当车辆抵达某个目的功能地块时,由式 (17) 计算得到此时的荷电状态,并根据式 (16) 判断是否需要充电,若需要充电,则充电起始时间由式 (14) 确定,充电时长由式 (19) 计算。这样,功能地块  $f$  处的充电负荷可表示为:

$$P_c^f(t) = P_c^f \sum_{m=1}^{N_{\text{ev}}^f(t)} \mu_m^f(t) \quad (20)$$

$$\mu_m^f(t) = \begin{cases} 1 & t_a^f < t < t_a^f + t_c^f \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

其中,  $\mu_m^f(t)$  为第  $m$  辆电动汽车在时刻  $t$  的充电状态标记,充电时为 1,否则为 0;  $t_c^f$  可由式 (19) 求得;  $N_{\text{ev}}^f(t)$  为时刻  $t$  功能地块  $f$  内的电动汽车数量。

然后,根据路网和电网的地理耦合关系,将各功能地块的充电负荷归算到相应的电网节点。电网节点在时刻  $t$  的总负荷为其基本负荷和其所供地块的电动汽车充电负荷之和,如式 (7) 所示。电网节点  $g$  在时刻  $t$  的充电负荷  $P^g(t)$  可表示为:

$$P^g(t) = \sum_{f \in g} P_c^f(t) \quad (21)$$

融合多源信息的电动汽车充电负荷时空预测计算流程如图 3 所示。输入数据包括路网模型的详细参数、交通信息、电网模型的详细参数、电动汽车参数、用户行为信息等。整体仿真流程如附录中图 A4 所示。

## 5 算例分析

### 5.1 参数设置

#### a. 路网信息。

以附录中图 A5 所示区域主要道路为例,该地区占地面积约 625 km<sup>2</sup>,主干路网包含 72 个道路节点和 122 条道路。道路节点地理坐标如附录中表 A1 所示,道路路段、道路等级等情况如附录中表 A2 所示,道路路段长度是由节点坐标根据式 (3) 求得的

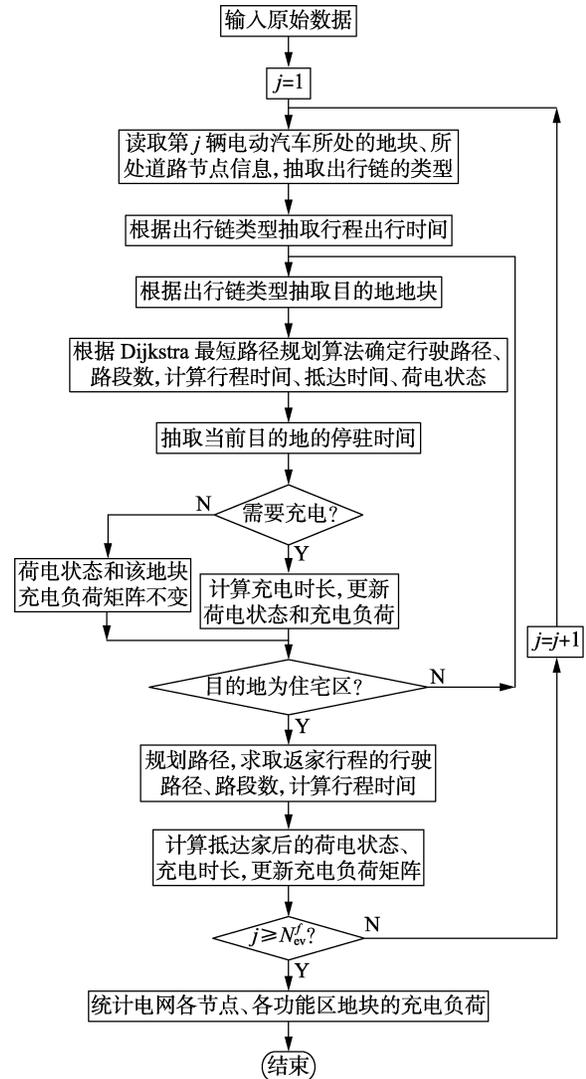


图 3 电动汽车充电负荷时空预测计算流程图

Fig.3 Flowchart of spatial-temporal forecasting model for EV charging load

直线距离,但实际道路会有一些的弧度或曲折,仿真时乘以曲折系数 1.15。区域内各地块功能分类及其对应道路节点和对应住宅地块的电动汽车数量情况如附录中表 A3 所示。

#### b. 交通信息。

本文将路网中的全部路段分为 2 个等级,分级情况见附录中表 A2,车辆在不同等级道路及不同路况情形下的速度不一样,设置如附录中表 A4 所示。

算例中系统输入的天气温度信息和交通路况信息见文献[9]的附录。

#### c. 电网信息。

本文测试算例的电网采用 IEEE 30 节点标准系统,电网各节点供电分区及典型负荷曲线类型等情况如附录中表 A5 所示,各负荷类型负荷变化系数如附录中图 A6 所示。

#### d. 电动汽车参数。

假设区域内共有 6.76 万辆私家电动汽车,初始位置均停在住宅区,各住宅地块的电动汽车数量见

附录中表 A3。选取尼桑 leaf 和比亚迪 e6 电动汽车用于分析,电动汽车相关参数如附录中表 A6 所示。

#### e. 车辆首次出行时间。

因电动汽车用户的实际出行数据积累还较少,本文采用美国交通部 NHTS2009 居民调查数据库作为分析车辆出行行为的数据来源<sup>[19]</sup>,选取其中主要含有的表 1 所示的四大类型出行链来说明所建模型和计算方法的有效性,每类出行链的首次出行时间由式(10)抽取得到,H 表示住宅区(家),W 表示工业区等工作场所,E 代表购物、社交、吃饭等其他活动目的地。

表 1 首次出行时间参数

出行链	$c/\text{min}$	$k$	$\gamma$	
简单链	H-W-H	506	3.34	455
	H-E-H	681	3.57	614
复杂链	H-W-E-H	497	4.15	452
	H-E-W-H	520	3.86	470

#### f. 各场所驻留时间。

各场所的驻留时间影响着充电时长,电动汽车在各场所的驻留时间与场所性质密切相关,根据 3.3.3 节确定在场所 H、W、E 的驻留时间,参数如下:

$$\begin{cases} H:(k,c) = (1.153, 195.787 \text{ min}) \\ W:(\sigma,\mu,\xi) = (164.506, 438.44, -0.234) \\ E:(\sigma,\mu,\xi) = (41.761, 68.552 \text{ 0}, 0.657) \end{cases}$$

#### g. 系统仿真参数。

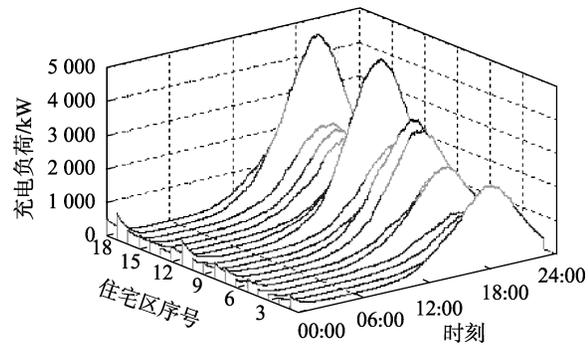
本文采用文献[20]中的方差系数法为判据评判蒙特卡洛模拟法的精度,蒙特卡洛模拟法的仿真次数取为 200 和预先设定的精度取为 0.1。

### 5.2 仿真结果分析

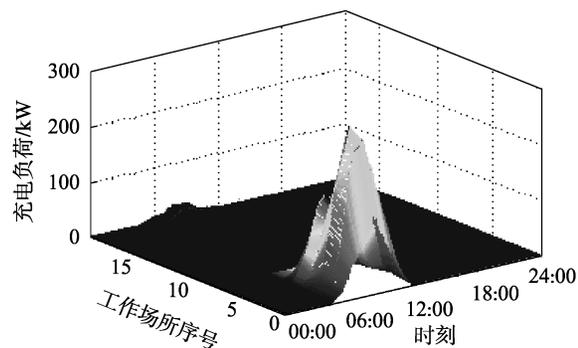
#### 5.2.1 充电负荷时空分布

图 4 为各区块一天的充电负荷情况。由图 4(a)可看出,各个住宅区的充电负荷基本集中于电动汽车返家后的一段时间内,15 号住宅区的充电负荷最高,这是因为该区内的电动汽车数量最多。充电负荷高峰时段与住宅区的电网基本负荷高峰时段重叠,可能造成“峰上峰”的情形及住宅区配变的过载。由图 4(b)可看出,工作场所的充电负荷集中于车辆抵达的时间段内,2—5 号工作场所负荷最高,均处区域边缘。而其他功能各个区的充电负荷普遍集中于白天时段。

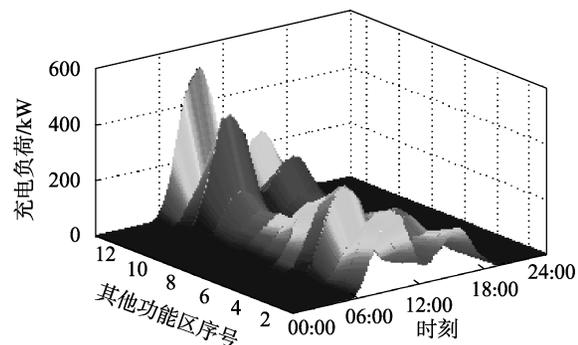
图 5 为电网各个节点的充电负荷情况。从图 5 中能比较直观地看出充电负荷的时空分布特点,电网节点 10、15、16、23 和 26 在负荷高峰时段的负荷最高,节点 10 负责给 25 和 26 号地块供电,这 2 个地块均为住宅区,且电动汽车数量保有量最多。从图 5 中还可看出,相对于其他节点,节点 5 在上午有一定的充电负荷,这是因为节点 5 处于研究区域的边缘,且负责给 2—5 号工业区供电。



(a) 住宅区



(b) 工作场所



(c) 其他各功能区

图 4 各个功能区电动汽车充电负荷分布(75%渗透率)

Fig.4 EV charging load distribution of each function block (penetration is 75%)

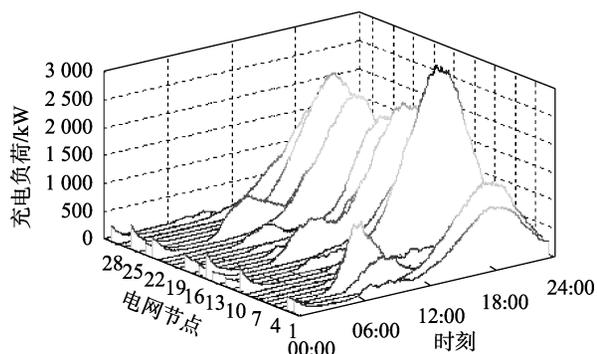


图 5 电网各节点电动汽车充电负荷期望值(75%渗透率)

Fig.5 Expected EV charging load of each bus in power grid (penetration is 75%)

#### 5.2.2 对电网的影响分析

电动汽车接入电网充电会对电网产生一定的影

响,本节基于电动汽车的充电负荷时空分布特性,评估其对电网负荷、电压、损耗的影响。首先,根据附录中图 A5 所示的负荷变化系数,将 IEEE 30 节点标准系统的各节点负荷转换为随时间变化的负荷,然后结合电动汽车的时空分布特性,计算基本负荷场景和计及电动汽车无序充电场景下的电网时序潮流,并比较各种场景下的节点电压曲线和损耗情况,分析电动汽车接入后对电网的影响。

**a. 不同渗透率下的总负荷曲线。**

图 6 为不同渗透率下区域电网总负荷情况。由图 6 可看出,随着电动汽车渗透率的增加,造成了在原电网高峰负荷基础上负荷的进一步叠加,在 100% 渗透率的场景下,电动汽车充电负荷给算例电网带来了 4.74% 的平均负荷增长率和 13.18% 的最高负荷增长率,且时段较为集中;而对电网基础负荷较低的夜晚时段几乎没有影响。

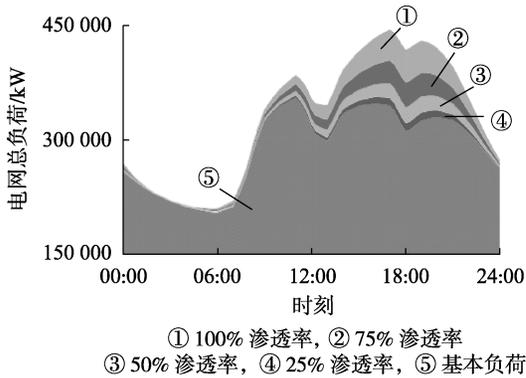
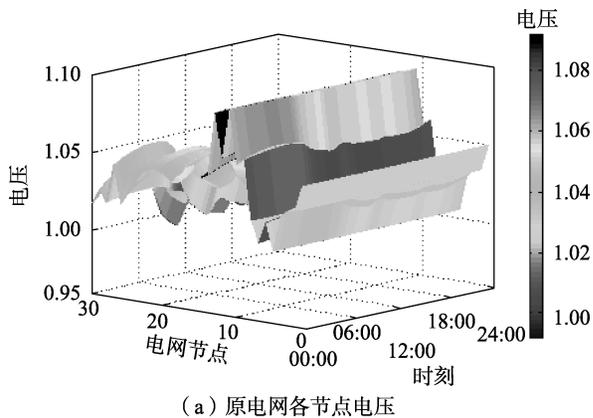


图 6 不同渗透率下区域电网总负荷

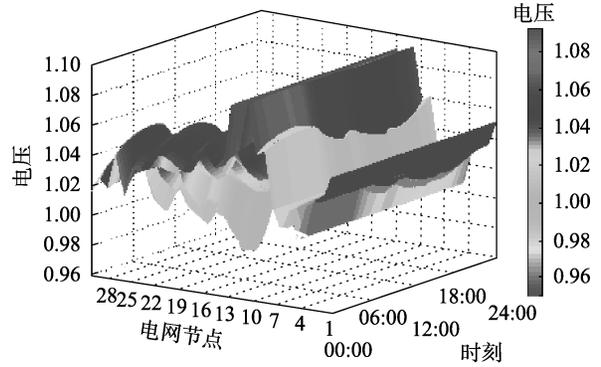
Fig.6 Total load of regional grid with different penetrations

**b. 电网节点电压曲线。**

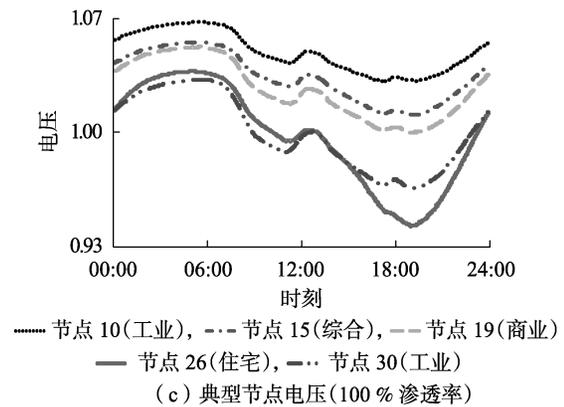
图 7(a) 和 7(b) 分别为无电动汽车接入和 100% 渗透率场景下的电网各节点电压分布曲线,可看出 100% 渗透率场景下的电压整体水平降低;图 7(c) 为不同负荷类型典型节点的电压曲线,由图可看出,由于电动汽车接入充电,住宅区电网节点在负荷晚高峰(18:00—20:00)时段电压降落幅度最大,其中节点 26 的电压最大降幅达 6.38%;图 7(d) 为不同渗透率下各个节点的最低电压情况;图 7(e) 为



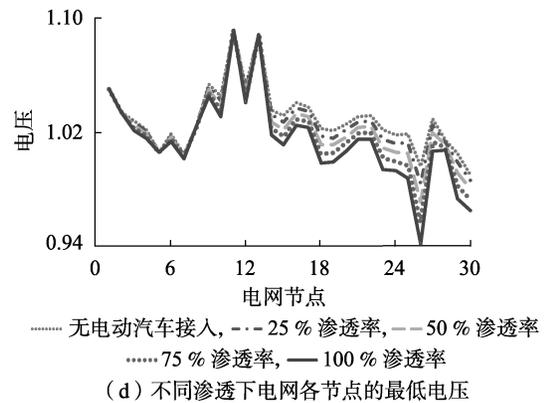
(a) 原电网各节点电压



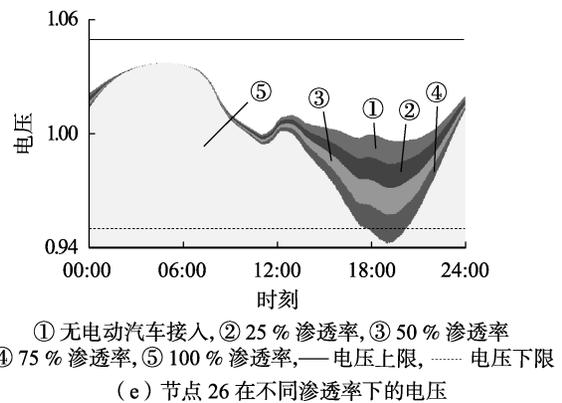
(b) 电动汽车接入后电网节点电压(100% 渗透率)



(c) 典型节点电压(100% 渗透率)



(d) 不同渗透下电网各节点的最低电压



(e) 节点 26 在不同渗透率下的电压

图 7 不同场景下电网节点电压

Fig.7 Voltage of power grid node under different scenarios

节点 26 在不同渗透率下的电压曲线,可见随着渗透率的增加,节点电压将不满足供电电压要求。图 7 中电压为标么值。

### c. 不同渗透率下的网损对比。

表2给出了电动汽车不同渗透率下的网损平均值和最大值。由表2可见,系统网损随着电动汽车接入比例的增加而增大。高压电网的网损一般要求控制在1%~3%,算例中当渗透率达75%及以上时,网损超过3%,将不利于电力系统的经济运行。

表2 不同渗透率下区域电网的网损  
Table 2 Power loss of regional power grid under different penetrations

渗透率/%	系统平均网损/%	网损最大值/%	渗透率/%	系统平均网损/%	网损最大值/%
0	2.59	4.44	75	3.01	5.26
25	2.73	4.52	100	3.18	5.73
50	2.87	4.83			

### 5.3 所提方法有效性检验

#### a. 车辆首次出行时间检验。

图8为表1所示复杂出行链H-W-E-H(即“住宅区(家)-工作场所(上班)-其他功能(如去商场购物)-住宅区(回家)”)中首个行程H-W的出行时间统计分布和采用式(10)随机产生的结果曲线。

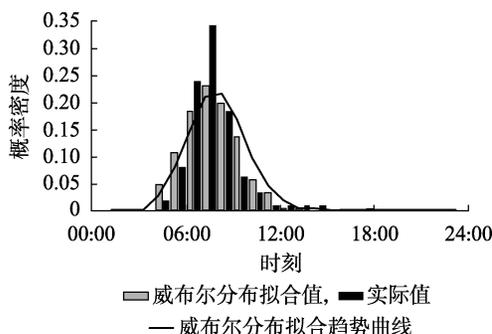


图8 行程H-W的出行时间分布

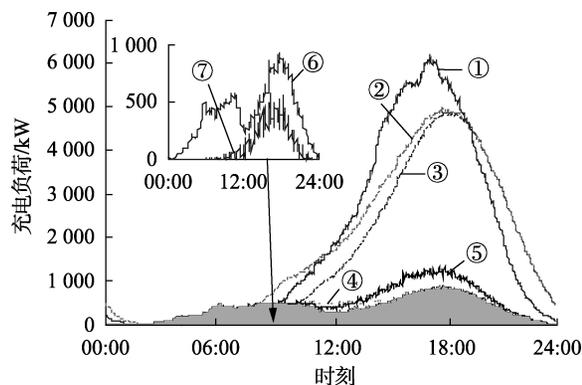
Fig.8 Start time distribution of trip H-W

#### b. 不同类型车辆情形。

设置附录中表A6所示的2种类型车辆参数,比较这2种电动汽车充电负荷的时空分布差异性,图9给出了该情形下各类型功能区的总充电负荷曲线。

由图9可看出,在出行过程中,车辆在各个活动目的地的充电需求并不大,充电负荷仍然集中于住宅区,尼桑leaf用户的第1段行程距离较远或后续行程较长时间在工作场所(W)或其他功能区(E)处具有一定的充电需求,而比亚迪e6用户在工作场所(W)或其他功能区(E)处基本不需要充电。这是因为比亚迪e6的电池容量为57 kW·h,而尼桑leaf电池容量仅为24 kW·h,因仿真算例为纵横25 km×25 km的区域,且从家出发时荷电状态为0.9,比亚迪e6的续航里程基本能够支撑大部分用户的日行驶里程需求,但当电池容量较小的尼桑leaf用户的出行距离较远时,考虑到后续行驶的里程需求,部分用户需在当前目的地充电。

#### c. 出行信息变化情形。



- ① 比亚迪 e6 在各功能区的总充电负荷
- ② 尼桑 leaf 在各功能区的总充电负荷
- ③ 尼桑 leaf 在住宅区的充电负荷
- ④ 尼桑 leaf 在工作场所的充电负荷
- ⑤ 尼桑 leaf 在所有其他功能区的充电负荷
- ⑥ 尼桑 leaf 的充电负荷(出行链为 H-W-H)
- ⑦ 比亚迪 e6 的充电负荷(出行链为 H-W-H)

图9 2种电动汽车的充电负荷期望值对比(12.5%渗透率)

Fig.9 Comparison of expected total charging load between two types of EVs (penetration is 12.5%)

不同地区居民的出行方式不一样,将出行链类型全部设置为H-W-H,其他信息不变,此时的电动汽车充电负荷如图9所示。由图9可知,无论是尼桑leaf还是比亚迪e6,当区域出行方式均为H-W-H时,算例参数下区域的总充电负荷峰值均未超过1000 kW,这与算例区域的地理结构相关,因为起始点均是住宅区(H)的车辆,出行目的地仅为工作场所(W),而各工作场所(W)的位置离各个住宅区(H)的地理位置均较近。

#### d. 与现有方法预测结果对比。

以文献[4-5]中的方法对区域内电动汽车进行充电负荷预测并计算各方法的日均充电电量,对比曲线如图10所示。

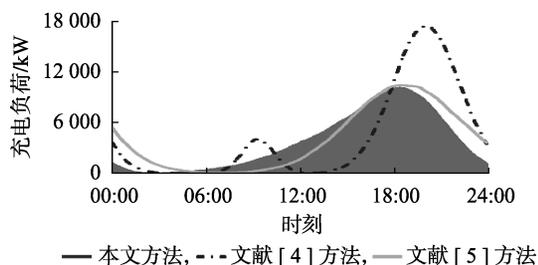


图10 各种方法预测的电动汽车总充电负荷曲线(25%渗透率)

Fig.10 Predicted total EV charging load of each method (penetration is 25%)

由图10可看出,在预测区域电动汽车总充电负荷时,3种方法预测的充电高峰均发生在车辆返家后的时段,其中文献[4]方法预测的峰荷出现时刻稍晚,这与程序仿真时设置的参数有关,因为文献[4]假设充电发生地点为工作场所和住宅区,因此在09:00出现了充电小高峰;而文献[5]方法假设的

是一日一充,充电时刻均为返家后接入配电网;本文所提方法考虑了车辆多种出行类型、多个可能发生充电的场所及充电需求判断条件,得到的充电负荷预测曲线更为平缓,这是因为本文方法不仅考虑了通勤车辆,也考虑了一定比例的其他车辆出行情况,且充电不一定只发生在工作场所和住宅区,车辆在所驻留的场所均有充电的可能,根据下一行程的行驶需求判断是否需要充电,这将更加合理。另外,本文所提方法预测的总充电负荷与文献[4]和文献[5]方法分别有 12.64% 和 5.37% 的偏差,这主要是因为本文将车辆一天初始出行时的荷电状态设置为 0.9。

## 6 结论

电动汽车是智能交通、智能电网、能源互联网发展的方向,其充电需求的时空分布预测是研究难点和热点,本文提出了一种融合多源信息、涵盖多种关键因素的充电负荷时空预测方法,有以下特点:

a. 不同于传统的充电负荷预测方法侧重于时间分布的预测,缺乏对充电负荷空间分布特性的具体呈现,本文所提方法能够反映不同时间和不同空间下电动汽车的行驶、停留及充电需求情况,弥补了现有方法的不足;

b. 本文所提方法融合了多源信息,能够体现电网、充电设施、电动汽车和用户行为、路网、交通等之间的耦合特性和相互作用情况;

c. 本文基于充电负荷的时空分布特性,从时间和空间 2 个维度评估了电动汽车入网对电网负荷、网损和电压的影响,一方面有助于合理规划电动汽车充放电设施,另一方面有利于研究各个不同功能区、不同电网节点的电动汽车的可调度时段和可调度容量的潜力。

仿真分析中考虑了 4 种类型的出行链,起始点均为住宅区,并默认用户出行以最短距离进行路径规划,同时假设汽车充电都发生在行程目的地。随着电动汽车的规模化应用、充电设施的逐步建设,关于更多类型的出行链、不同初始分布和行驶路途中前往集中充电站快速补充电能等情形将有待于后续研究。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

[1] 侯慧,樊浩,苏舒,等. 多方互利共赢的电动汽车智能充电服务策略[J]. 电力系统自动化,2017,41(19):66-73.  
HOU Hui, FAN Hao, SU Shu, et al. Multilateral win-win strategy for smart charging service of electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 66-73.

[2] 唐佳,王丹,贾宏杰,等. 基于迟滞模型的集群电动汽车参与实时需求响应 V2G 控制策略研究[J]. 电网技术,2017,41(7): 2155-2165.

TANG Jia, WANG Dan, JIA Hongjie, et al. A study of V2G control strategies of aggregated electric vehicles for real-time demand response based on hysteresis model[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2155-2165.

[3] 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.  
YIN Shaoyi, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs traffic distribution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 陈丽丹,张尧. 电动汽车充电负荷预测系统研究[J]. 电力科学与技术学报,2014,29(1):29-36.  
CHEN Lidian, ZHANG Yao. Research on load forecasting system for electric vehicle charging[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(1): 29-36.

[7] 徐浩,苗世洪,钱甜甜,等. 计及多日一充模式的规模化电动汽车充电负荷建模策略[J]. 电工技术学报,2015,30(9):129-137.  
XU Hao, MIAO Shihong, QIAN Tiantian, et al. A modeling strategy for charging loads of large-scale electric vehicles considering multi-days spaced charging mode[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(9): 129-137.

[8] 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. A prediction method for electric vehicle charging load considering spatial and temporal distribution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20.

[9] 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):216-225.  
CHEN Lidian, 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): 216-225.

[10] MU Y, WU J, NICK J, et al. A spatial-temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles[J]. Applied Energy, 2012, 94: 395-405.

[11] 王建,吴奎华,刘志珍,等. 电动汽车充电对配电网负荷的影响及有序控制研究[J]. 电力自动化设备,2013,33(8):47-52.  
WANG Jian, WU Kuihua, LIU Zhizhen, et al. Impact of electric vehicle charging on distribution network load and coordinated control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(8): 47-52.

[12] 郭建龙,文福拴. 电动汽车充电对电力系统的影响及其对策[J]. 电力自动化设备,2015,35(6):1-9,30.  
GUO Jianlong, WEN Fushuan. Impact of electric vehicle charging on power system and relevant countermeasures[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 1-9, 30.

[13] 严奔遥,罗禹贡,朱陶,等. 融合电网和交通网信息的电动车辆

- 最优充电路径推荐策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 310-318.
- YAN Yiyao, LUO Yugong, ZHU Tao, et al. Optimal charging route recommendation method based on transportation and distribution information[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 310-318.
- [14] 马永锋, 陆键, 项乔君, 等. 基于出行决策的公路网多目标最优路径算法[J]. 交通运输工程学报, 2007, 7(3): 100-105.
- MA Yongfeng, LU Jian, XIANG Qiaojun, et al. Optimal route arithmetic with multi-goals in highway network based on travel decision making[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2007, 7(3): 100-105.
- [15] TANG D, WANG P. Probabilistic modeling of nodal charging demand based on spatial-temporal dynamics of moving electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(2): 627-636.
- [16] 李明, 邓友均, 杨洪, 等. 分时电价下电动汽车路径选择和充电导航策略[J]. 南方电网技术, 2016, 10(8): 61-66.
- LI Ming, DENG Youjun, YANG Hong, et al. Electric vehicle route selection and charging navigation strategy considering time-of-use price[J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(8): 61-66.
- [17] 苏舒, 林湘宁, 张宏志, 等. 电动汽车充电需求时空分布动态演化模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16): 4618-4629.
- SU Shu, LIN Xiangning, ZHANG Hongzhi, et al. Spatial and temporal distribution model of electric vehicle charging demand[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(16): 4618-4629.
- [18] 赵书强, 周靖仁, 李志伟, 等. 基于出行链理论的电动汽车充电需求分析方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(8): 105-112.
- ZHAO Shuqiang, ZHOU Jingren, LI Zhiwei, et al. EV charging demand analysis based on trip chain theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(8): 105-112.
- [19] U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration. 2009 national household travel survey [EB/OL]. [2018-01-02]. <http://nhts.ornl.gov>.
- [20] 陈丽丹, 张尧. 电动汽车随机充电对配电网影响的研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(1): 62-69.
- CHEN Lidan, ZHANG Yao. Modeling of electric vehicle charging load and its impact on distribution grid[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(1): 62-69.

#### 作者简介:



陈丽丹

陈丽丹(1981—),女,浙江浦江人,副教授,博士研究生,主要研究方向为电动汽车与电网互动、新能源技术、电力系统优化规划与运行等(**E-mail**: chenld@gcu.edu.cn);

张尧(1948—),男,广东廉江人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为电力系统稳定分析与控制(**E-mail**: epyzhang@scut.edu.cn);

Antonio Figueiredo(1993—),男,葡萄牙人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统优化计算和能源互联网(**E-mail**: ajff\_08@outlook.com)。

## Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network

CHEN Lidan<sup>1,2</sup>, ZHANG Yao<sup>2</sup>, Antonio Figueiredo<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Guangzhou College of South China University of Technology, Guangzhou 510800, China;

2. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

3. Department of Electronic Engineering, University of York, YO10 5DD, UK)

**Abstract:** The charging load of EVs (Electric Vehicles) has spatial and temporal uncertainty and randomness. A spatial-temporal distribution forecasting model for EV charging load is proposed, which considers the EV users' travel behavior and their charging demands and fuses multi-source information such as road network, transportation, power grid, weather, vehicles, charging facilities and so on. The information models of urban road network and power grid and their coupling relationship are established by using the graph theory, the first trip time and the dwell time at destination of EVs are fitted by probability functions with the trip chains, the distance of each trip is obtained by applying the Dijkstra algorithm to plan the travel routes of EVs, the travel speed of EVs are obtained based on the road grade and the traffic information of each time period, then the traveling time and the state of charge are calculated. According to the judging condition of charging demand for each destination, the charging time and charging load are calculated. The spatial and temporal charging load distributions of EVs in each functional area are simulated by Monte Carlo method. The charging load is reduced to the corresponding power grid node according to the coupling relationship, and the influences of disordered charging of EVs in the power grid on the power grid load, voltage and power loss are evaluated by the time series power flow calculation. The case study verifies the effectiveness of the proposed model. By setting different scenarios, the EV charging load curves of different functional areas and grid nodes are forecasted, and the influences of different factors on the charging load distribution and the power grid are analyzed.

**Key words:** electric vehicles; multi-source information; charging load forecasting; road network and power grid; spatial-temporal model; distribution network; Monte Carol method; Dijkstra algorithm

# 附录

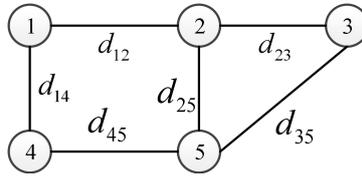


图 A1 道路网拓扑结构

Fig.A1 Topology structure of road network

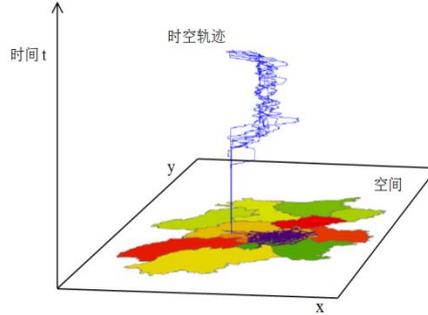


图 A2 车辆多日出行时空分布

Fig.A2 Spatial and temporal travel trajectory of EVs in several days

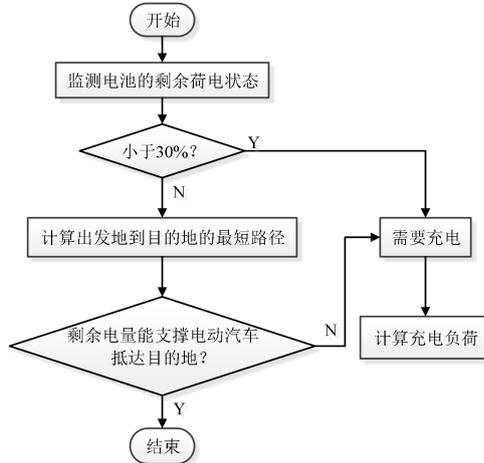


图 A3 充电需求判断流程图

Fig.A3 Flowchart of judging charging demand

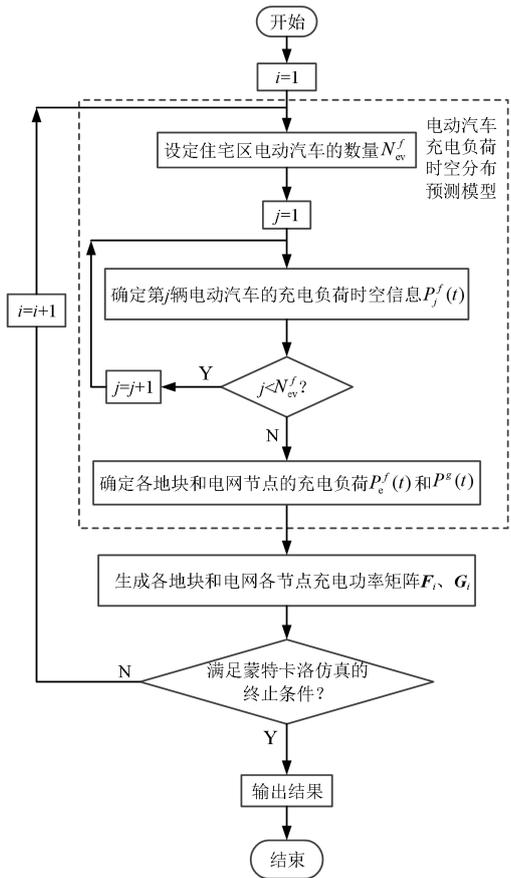


图 A4 整体蒙特卡洛仿真流程图  
Fig.A4 Flowchart of overall Monte Carlo simulation

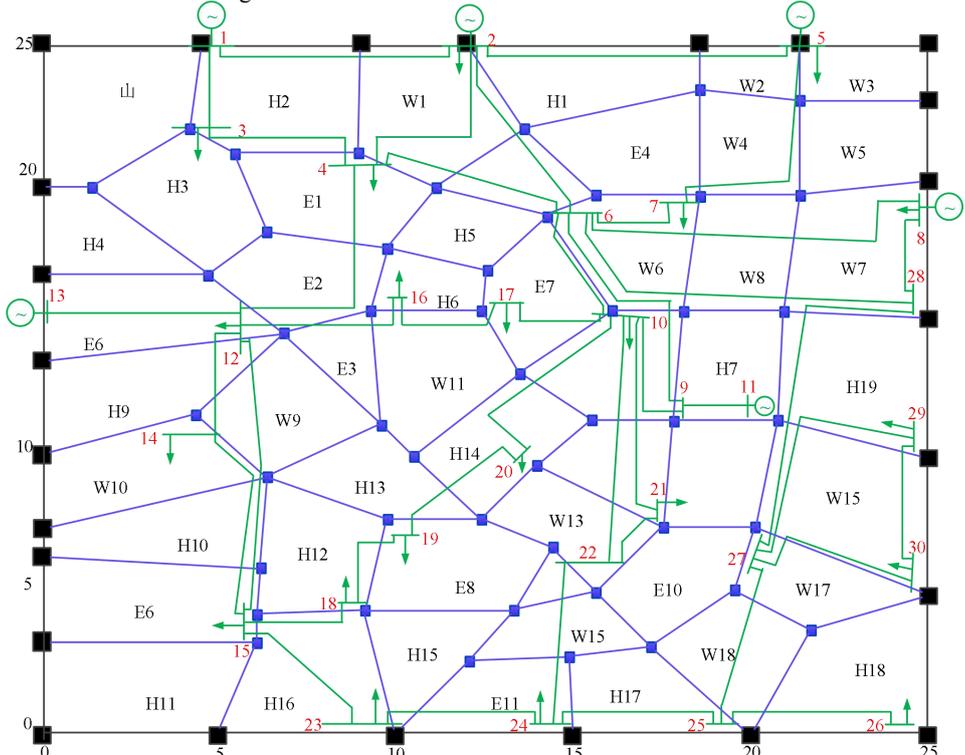


图 A5 路网和电网拓扑结构图  
Fig.A5 Topology structure of road network and power grid

表 A1 路网道路节点坐标  
Table A1 Coordinates of node in road network

km								
道路节点	横坐标	纵坐标	道路节点	横坐标	纵坐标	道路节点	横坐标	纵坐标
1	4.18	21.90	25	9.61	11.25	49	4.5	25
2	8.98	21.00	26	10.54	10.05	50	9	25
3	13.64	21.90	27	13.49	13.05	51	12	25
4	18.60	23.25	28	15.5	11.4	52	18.6	25
5	21.39	22.95	29	17.83	11.4	53	21.39	25
6	1.39	19.80	30	20.77	11.4	54	25	25
7	5.43	21.00	31	13.95	9.75	55	0	19.8
8	11.16	19.80	32	6.2	6	56	0	16.65
9	15.65	19.50	33	9.77	7.8	57	0	13.5
10	18.60	19.50	34	12.4	7.8	58	0	10.1
11	21.39	19.50	35	17.52	7.5	59	0	7.4
12	4.70	16.65	36	20.15	7.5	60	0	6.5
13	6.36	18.15	37	6.05	4.35	61	0	3.3
14	9.77	17.55	38	6.05	3.3	62	0	0
15	12.56	16.8	39	9.15	4.5	63	5	0
16	14.26	18.75	40	14.42	6.75	64	10	0
17	6.82	14.5	41	13.33	4.5	65	15	0
18	9.3	15.3	42	15.66	5.13	66	20	0
19	12.4	15.32	43	19.53	5.25	67	25	0
20	16.12	15.32	44	21.7	3.75	68	25	5
21	18.14	15.32	45	17.21	3.15	69	25	10
22	20.93	15.3	46	14.88	2.85	70	25	15
23	4.34	11.55	47	12.09	2.7	71	25	20
24	6.36	9.3	48	0	25	72	25	22.95

表 A2 路网道路的情况  
Table A2 Condition of road network

路段	首节点	末节点	道路等级	路段	首节点	末节点	道路等级	路段	首节点	末节点	道路等级	路段	首节点	末节点	道路等级
1	1	7	1	32	14	15	2	63	29	35	2	94	46	47	1
2	1	6	2	33	14	18	2	64	30	36	2	95	46	65	1
3	1	49	2	34	15	16	1	65	30	69	2	96	47	64	1
4	2	7	2	35	15	19	2	66	31	34	1	97	48	49	1
5	2	8	2	36	16	20	1	67	31	35	1	98	48	55	1
6	2	50	1	37	17	18	2	68	32	37	2	99	49	50	2
7	3	8	1	38	17	23	2	69	32	60	2	100	50	51	2
8	3	9	2	39	17	25	2	70	33	34	1	101	51	52	1
9	3	4	2	40	17	57	1	71	33	39	1	102	52	53	1
10	3	51	1	41	18	19	2	72	34	40	1	103	53	54	1
11	4	10	2	42	18	25	2	73	35	36	1	104	54	72	2
12	4	5	2	43	19	27	1	74	35	42	1	105	55	56	2
13	4	52	2	44	20	21	2	75	36	43	1	106	56	57	1
14	5	11	1	45	20	27	2	76	36	68	2	107	57	58	1
15	5	53	2	46	21	22	1	77	37	38	2	108	58	59	1
16	5	72	2	47	21	29	1	78	37	39	2	109	59	60	1
17	6	12	2	48	22	30	1	79	38	61	1	110	60	61	1
18	6	55	2	49	22	70	1	80	38	63	2	111	61	62	2
19	7	13	2	50	23	24	2	81	39	41	1	112	62	63	2
20	8	14	2	51	23	58	1	82	39	64	2	113	63	64	2
21	8	16	1	52	24	25	2	83	40	41	1	114	64	65	2
22	9	10	1	53	24	33	2	84	40	42	2	115	65	66	2
23	9	16	1	54	24	32	1	85	41	42	2	116	66	67	1

24	10	11	1	55	24	59	1	86	41	47	2	117	67	68	2
25	10	21	2	56	25	26	2	87	42	45	1	118	68	69	1
26	11	22	2	57	26	27	1	88	43	44	2	119	69	70	2
27	11	71	1	58	26	34	1	89	43	45	1	120	70	71	1
28	12	13	1	59	27	28	1	90	44	66	2	121	71	72	2
29	12	17	1	60	28	29	1	91	44	68	2	122	72	54	2
30	12	56	2	61	28	31	1	92	45	46	2				
31	13	14	2	62	29	30	2	93	45	66	2				

注：道路等级 1 为高等级，2 为低等级。

表 A3 各地块功能分类及其对应道路节点和对应住宅地块的电动汽车数量情况  
Table A3 Function classification of blocks, nodes of roads and number of EVs in residential block

地块序号	电动汽车数量	对应道路节点	地块记	地块序号	电动汽车数量	对应道路节点	地块记号
1	0	1	M	26	5600	29	H7
2	1600	2	H2	27	4800	22	H18
3	0	3	W1	28	0	24	W10
4	3400	4	H1	29	2400	26	H13
5	0	5	W2	30	0	28	W14
6	0	5	W3	31	0	31	W12
7	1600	7	H3	32	0	29	E9
8	0	8	E1	33	0	30	W15
9	0	9	E5	34	3200	32	H10
10	0	10	E4	35	4000	33	H12
11	0	11	W4	36	0	34	E8
12	0	11	W5	37	0	35	W13
13	1600	12	H4	38	0	42	E10
14	0	14	E2	39	0	43	W17
15	4000	15	H5	40	0	37	E13
16	0	16	W6	41	3200	39	H15
17	0	21	W8	42	3200	39	H14
18	0	22	W7	43	0	40	E12
19	0	17	E6	44	0	41	W16
20	0	20	E7	45	0	43	W18
21	3200	17	H9	46	6400	38	H11
22	0	25	W9	47	0	47	E11
23	0	18	E3	48	3400	46	H16
24	0	19	W11	49	7000	44	H17
25	6000	27	H8	50	3000	19	H6

表 A4 电动汽车在不同等级道路、不同路况时的速度  
Table A4 Speed of EV in different levels of road with different road condition

道路等级	电动汽车速度 km/h				
	严重堵塞	堵塞	城市工况	畅通	高速
1	0~10	10~30	30~50	50~70	70~80
2	0~10	10~20	20~35	35~50	50~60

表 A5 电网各节点供电分区及典型负荷曲线类型

Table A5 Power supply zone of each bus in power grid and typical load curve types

节点	供电地块	对应功能地块(出行目的地)	EV 总数	负荷曲线类型
1	—	—	—	—
2	3, 4	H1, W1	3400	工业
3	2, 7, 13	H2, H3, H4	4800	住宅
4	8, 14	E1, E2	—	综合
5	5, 6, 11, 12	W2, W3, W4, W5	—	工业
6	—	—	—	—
7	9, 10, 16	E4, E5, W6	—	综合
8	17, 18	W7, W8	—	工业
9	—	—	—	—
10	25, 26	H7, H8	11600	住宅
11	—	—	—	—
12	19, 21, 22	E6, H9, W9	3200	综合
13	—	—	—	—
14	28, 34	W10, H10	3200	综合
15	40, 46	E13, H11	6400	综合
16	50	H5, H6	7000	住宅
17	20, 24	E7, W11	—	综合
18	29, 35	H12, H13	6400	住宅
19	36	E8	—	商业
20	30	W14	—	工业
21	31, 32, 37, 38	W12, W13, E9, E10	—	综合
22	—	—	—	—
23	41, 42	H14, H15	6400	住宅
24	43, 44, 47, 48	E11, E12, W16, H16	3400	综合
25	—	—	—	—
26	49	H17	7000	住宅
27	—	—	—	—
28	—	—	—	—
29	27	H18	4800	住宅
30	33, 39, 45	W15, W17, W18	—	工业

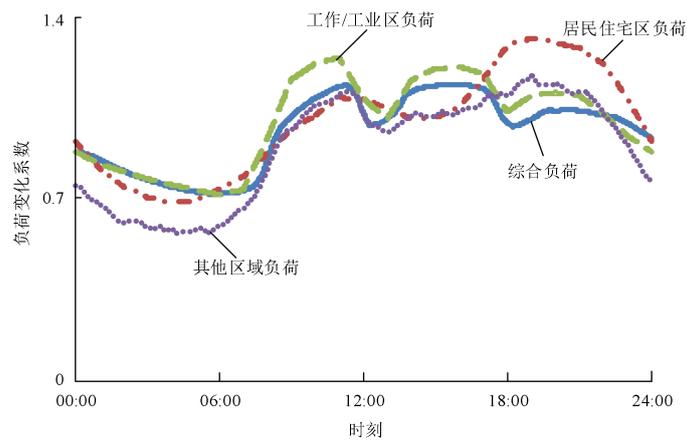


图 A6 各类型负荷曲线系数

Fig.A6 Coefficient of each load curve type

表 A6 电动汽车相关仿真参数

Table A5 Simulation parameters related to EVs

汽车	住宅区充电功率/kW	其他停车场充电功率/kW	充电效率	电池容量/(kW·h)
尼桑 leaf	3.5	7	0.9	24
比亚迪 e6	10	33	0.9	57