DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181616

基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测

李晓辉[1]，李 磊[1]，刘伟东[1]，赵 新[2]，谢 秦[2]

(1.国网天津市电力公司电力科学研究院，天津 300021；2.国网天津市电力公司，天津 300010)

摘要：电动汽车充电负荷预测是研究电动汽车与电网互动的重要前提。针对交通路网信息对电动汽车行驶规律的影响，考虑电动汽车的交通工具特性和移动负荷特性，提出了一种基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测方法。该方法首先针对城市路网多交叉口特征，提出建立考虑路段阻抗和节点阻抗的动态路网模型。并根据路网规模确定了相应的交通网-配电网的交互模型。其次引入 OD 矩阵分析方法和实时 Dijkstra 动态路径搜索算法为电动汽车分配起止节点和规划行驶路径，模拟其动态行驶过程和充电行为。最后设计了电动汽车路径规划实验和典型区域实际路网充电负荷预测实验。结果表明，电动汽车充电负荷在不同功能区域分布存在差异且时间分布上不均匀，验证所提方法的有效性和可行性。

关键词：电动汽车；动态交通信息；配电网；充电负荷；路径规划

Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information

LI Xiaohui[1], LI Lei[1], LIU Weidong[1], ZHAO Xin[2], XIE Qin[2]

(1. State Grid Tianjin Electric Power Company Electric Power Science Research Institute, Tianjin 300021, China;
2. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China)

Abstract: Charging load prediction of electric vehicles is an important prerequisite for studying the interaction between electric vehicles and power grid. Aiming at the influence of traffic road network information on the driving rule of electric vehicles, the characteristics of both transportation and mobile load are taken into consideration and a spatial-temporal distribution prediction method of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information is presented. In this methodology, given the characteristic of multiple intersections in the urban road network, a dynamic road network model with the impedance of the road segment and the impedance of the node is firstly established. And also, the corresponding interactive model of transportation network-distribution network is determined according to the scale of road network. And then, the OD matrix analysis method and the real-time Dijkstra dynamic path search algorithm are introduced to assign start-stop nodes and plan driving paths for electric vehicles and simulate their dynamic driving process and charging behavior. At last, the electric vehicle path planning experiment and the actual road network charging load prediction experiment in typical regions are designed. The results show that the charging load of electric vehicles varies in different functional regions and their temporal distribution is also uneven, verifying the effectiveness and feasibility of the proposed strategy.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFB0101800) and Science and Technology Project of State Grid Tianjin Electric Power Company (No. KJ18-1-31).

Key words: electric vehicle; dynamic traffic information; distribution network; charging load; route planning

0 引言

随着世界能源产业结构的调整和人们对环境问题的不断重视，促进了新能源汽车的发展与应用[1]。而电动汽车(Electric Vehicle, EV)可以有效降低化石燃料的依赖和温室气体排放，满足未来能源需求以及电网系统与交通系统可持续发展的要求[2]。然而，随着电动汽车逐步推广和使用，高渗透率给电网的规划和运行[3-5]以及交通系统[6]带来了一定影响。因

基金项目：国家重点研发计划项目资助(2016YFB0101800)；国网天津市电力公司科技项目资助(KJ18-1-31)

此，应采取有效方法对电动汽车充电负荷时空分布进行预测和分析[7-9]。

文献[10]基于美国交通部对全美家用车辆的调查(National Household Travel Survey, NHTS)结果，通过数据分析得到燃油汽车的出行规律，假定电动汽车与燃油汽车在出行规律上相同，考虑了电动汽车充电起止时刻、行驶里程以及充电功率建立充电负荷模型，仿真分析了不同EV渗透率下充电负荷分布以及充电影响。文献[11]通过研究电动汽车行驶特性和停车特性，采用停车生成率方法，通过蒙特卡罗模拟建立不同类型电动汽车充电负荷的时空分布模型。文献[12]通过对电动汽车充电电池的简化建模，提取聚集特性参数，并建立规模化电动汽车充电模型，分析不同参数拟合分布以及起始SOC对电动汽车充电负荷计算的影响。

虽然上述方法能够对电动汽车充电负荷进行建模预测，但充电时间和充电地点都设置为固定值，忽视了电动汽车的移动行为特性。为此，文献[13-14]引入随机出行链模拟电动汽车移动特性，通过对NHTS出行数据挖掘分析，得到出行链中各特征量的概率分布，进而采用概率抽样计算电动汽车充电需求和负荷时空分布。文献[15]将大数据分析方法运用到充电站负荷预测中，为EV分配起止矩阵(Origin Destination, OD)模拟其随机动态特性，先确定单体EV的充电需求，然后通过线性加权和滚动窗口计算，对规模化电动汽车充电行为建立不同时间尺度的负荷预测大数据分析模型。进一步地，文献[16]将OD矩阵分析方法与云模型相结合，通过道路交通流量推算出电动汽车出行的OD矩阵分布，动态预测不同地点的停车概率，并运用云模型模拟EV用户充电决策判断，模拟计算所选区域的充电负荷时空分布。

然而，电动汽车兼具交通工具本体特征以及移动负荷特性，因此在EV动态行为建模中应当融入交通信息因素进行研究分析。文献[17]利用群智感知技术获取交通信息建立了EV充电负荷分布架构，但该系统交互平台较多且数据采集量过于庞大。文献[18-19]融合电网信息和交通信息制定电动汽车充电导航策略，并通过最优路径计算充电站负荷分布情况，但该模型未考虑交通信息的实时动态性。文献[20]采用“速度-流量”BPR模型模拟道路的实时动态特性，建立“车-路-网”融合系统分析EV充电时空分布，但BPR模型多应用于高速路网建模，对于城市道路未考虑路网交叉口阻抗延误的影响。综上，本文从EV动态行为特性出发，考虑路网交通对电动汽车出行影响，建立一种基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空预测模型。首先分别建立考虑路段阻抗和节点阻抗的动态交通路网模型、配电网模型以及单体EV移动模型。其次针对电动汽车的行驶特性和充电特性，引入OD矩阵分析方法以及实时Dijkstra算法为电动汽车分配起止节点和规划行驶路径。最后，通过路径规划实验和算例分析，验证所提预测方法的实施效果。

1　EV 充电负荷模型建立

电动汽车作为交通工具和移动负荷的载体，其出行分布和路径规划会受到交通信息的影响，而充电需求和充电策略会影响电网经济性与安全运行，因此建立图1所示的路网-配电网-车网交互模型分析EV充电负荷的时空分布。

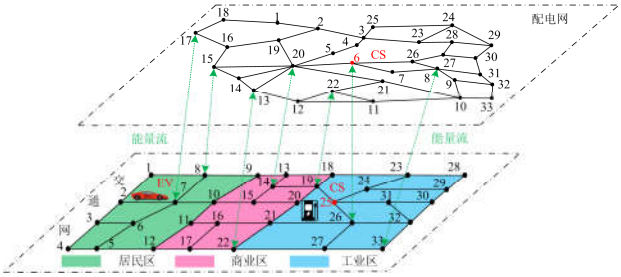


图 1　交通路网拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of traffic network

1.1　动态交通路网模型

交通路网模型采用图论分析方法进行建模[21]，图2为交通路网拓扑结构图。

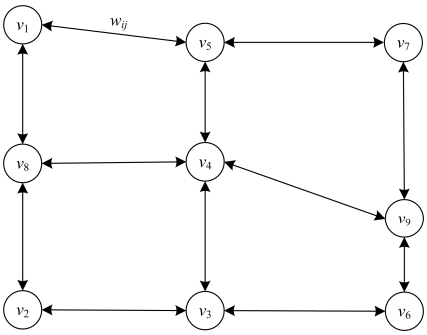


图 2　交通路网拓扑结构

Fig. 2 Topological structure of traffic network

由图2可知，其中双向箭头表示双行道，单向箭头表示单行道，路网拓扑数学模型描述如式(1)所示。

$$\begin{cases} \boldsymbol{G}=(\boldsymbol{V},\boldsymbol{E},\boldsymbol{K},\boldsymbol{W}) \\ \boldsymbol{V}=\{v_i \mid i=1,2,3,\cdots,n\} \\ \boldsymbol{E}=\{v_{ij} \mid v_i\in V, v_j\in V, i\neq j\} \\ \boldsymbol{K}=\{k \mid k=1,2,3,\cdots,m\} \\ \boldsymbol{W}=\{w_{ij}^k \mid v_{ij}\in E, k\in K\} \end{cases} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{G}$ 为交通路网；$\boldsymbol{V}$ 表示图 $\boldsymbol{G}$ 所有节点的集合；$\boldsymbol{E}$ 表示图 $\boldsymbol{G}$ 所有路段的集合；$\boldsymbol{W}$ 为路段权值的集合，即道路路阻；$\boldsymbol{K}$ 表示划分的时间段集合，即将全天划分为 m 个时间段。

进一步地，路段权值$\boldsymbol{W}$表示道路出行代价，可采用路段长度、通行速度、行程时间以及出行费用等权值进行量化研究。针对城市内部路网时变动态以及多交叉路口特点，本文引入时间-流量模型[22]进行建模分析。

本文电动汽车充电负荷分布研究主要针对城市内部道路。而在城市路网中，路口交叉节点多设置信号灯进行管控，车辆行驶既受到路段阻抗影响，又在交叉节点产生时间延误。因此，城市道路路阻可表示为

$$W_{ij}^{k}(t)=Cv_i(t)+Rv_{ij}(t) \tag{2}$$

式中：$Cv_i(t)$ 表示节点阻抗模型；$Rv_{ij}(t)$ 表示路段阻抗模型。

依据城市交通状况划分标准，饱和度 S 评价指标：畅通($0<S\le 0.6$)、缓行($0.6<S\le 0.8$)、拥挤($0.8<S\le 1.0$)以及严重拥堵($1.0<S\le 2.0$)。道路交叉口和路段通行能力不同，可以得到不同饱和度对应的路段阻抗和节点阻抗模型。

1) 路段阻抗模型

$$Rv_{ij}(t)=\begin{cases}R^1v_{ij}(t):t_0(1+\alpha(S)^{\beta}), & 0<S\le 1.0\\ R^2v_{ij}(t):t_0(1+\alpha(2-S)^{\beta}), & 1.0<S\le 2.0\end{cases} \tag{3}$$

式中：饱和度 $S=\dfrac{Q}{C}$，Q 为路段交通流量，C 为通行能力；t_0 为零流量行程时间；α、β 为阻抗影响因子。

2) 节点阻抗模型

$$Cv_i(t)=\begin{cases}C^1v_i(t):\dfrac{9}{10}\left[\dfrac{c(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda S)}+\dfrac{S^2}{2q(1-S)}\right], & 0<S\le 0.6\\ C^2v_i(t):\dfrac{c(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda S)}+\dfrac{1.5(S-0.6)}{1-S}S, & S>0.6\end{cases} \tag{4}$$

式中：c 为信号周期；λ 为绿信比；q 为路段车辆到达率。

由式(3)—式(4)可知，针对路段阻抗和节点阻抗模型中，饱和度S是唯一变量，其余为道路规划固定参数，因此，将式(3)、式(4)合并可得到道路路阻阻抗模型。

3) 道路路阻模型

$$w_{ij}^{k}(t)=\begin{cases}R^1v_{ij}(t)+C^1v_i(t), & 0<S\le 0.6\\ R^1v_{ij}(t)+C^2v_i(t), & 0.6<S\le 0.8\\ R^2v_{ij}(t)+C^1v_i(t), & 0.8<S\le 1.0\\ R^2v_{ij}(t)+C^2v_i(t), & 1.0<S\le 2.0\end{cases} \tag{5}$$

1.2 配电网模型

针对电动汽车充电能量与电网能量交互特性，在建立动态路网模型的基础上，需建立合适的配网模型与其规模相匹配。因此，本文选用基于 IEEE33 的标准配电网模型，且针对城市功能定位进行区域划分，各区域配网节点与交通节点在空间上实现物理耦合，配网节点 k 在时刻 t 的充电负荷为该节点接入总的电动汽车充电功率的累加。

$$P_k=\sum_{d=1}^{D}\sum_{i=1}^{N}P_{i,t} \tag{6}$$

式中：D 表示功能区域类型；N 表示 t 时段充电车辆总数；$P_{i,t}$ 表示第 i 辆车在 t 时段内的充电功率。

1.3 单体 EV 移动模型

1.3.1 EV 类型

本文根据我国电动汽车类型以及不同功能电动汽车的出行特点[20]，将电动汽车分为如下3类。

1) 通勤私家车：该类型车辆出行起讫点主要为居住地和工作地，行驶路线相对固定，充电时间长且充电地点相对固定。

2) 出租车：该类型车辆出行起讫点随机性较大，出行次数较多、行驶路线不固定，充电时间短且充电地点不固定。

3) 其他公用车：该类型车辆主要包括公务私家车、商务车以及功能用车(物流车和环卫车)等。其出行起讫点不固定、出行次数较多，充电时长和充电地点不固定。

由于公交车具有特定的行驶路线和专用充电位置，充电方式和换电方式相结合，纯电动公交车的充电特性受到交通影响较小，因此不作为分类研究对象。

1.3.2 EV 行驶特性

针对每一类电动汽车，为了模拟其出行特性，引入 OD 起止矩阵[20]方法进行分析，即通过路段各时段流量的变化反推出起止矩阵，采用蒙特卡洛抽样方法为各 EV 分配出行起讫点位置、初始和返程时间，OD 起止概率矩阵如式(7)所示。

$$C_{ij}^{K}=\frac{b_{ij}^{K}}{\sum_{j=1}^{M}b_{ij}^{K}},\ (1<i<n,1<j<n,i\ne j) \tag{7}$$

式中：b_{ij}^{K} 表示为 T 时段起始交通节点 i 到目的地节点 j 之间的车辆通行量；C_{ij}^{K} 表示节点 i 到节点 j 之间的出行概率，其中各类型 EV 出行与返程时刻概率分布可参考文献[14]。

其次，在得到每辆 EV 起止 OD 矩阵的基础上，为了进行路径规划搜寻 OD 间最短路线，本文采用

实时 Dijkstra 算法进行路径引导，限于篇幅，Dijkstra 算法步骤可参考文献[22]，该算法具体搜索目标为

$$S_{ij}(t)=\sum_{v_{ij}\in \boldsymbol{E}}\left[v_{ij}\cdot w_{ij}^{k}(t)\right] \tag{8}$$

$$v_{ij}=\begin{cases}1, v_{ij}\in d_i(i)\\ 0, v_{ij}\notin d_i(i)\end{cases} \tag{9}$$

式中，$v_{ij}=1$ 表示道路边权在实际行驶路径 $d_i(i)$，否则为 $v_{ij}=0$。其中 $w_{ij}^{k}(t)$ 根据实际交通信息的道路路阻式(5)进行计算。

因此，为引入的第 i 辆 EV 分配初始出行时刻 $t_o(i)$ 和返程时刻 $t_d(i)$ 以及起始节点 $O(i)$ 和目的地节点 $D(i)$，采用实时 Dijkstra 算法搜索 OD 间行程时间最小路径，刻画车辆动态行驶轨迹，确定其行驶特性。

1.3.3 EV 充电特性

每辆 EV 根据实时 Dijkstra 算法确定的起讫 OD 路径进行行驶，对 EV 能量参数进行实时更新获得充电特性参数。本文选择文献[20]充电数据统计结果，不同类型电动汽车电池容量服从正态分布，具体参数见文献[20]。

$$g[C_p(i);u;\sigma]=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{\frac{[C_p(i)-u]^2}{2\sigma^2}} \tag{10}$$

进一步地，根据文献[23]统计的数据结果，EV 初始时刻荷电状态(State of Charge, SOC)服从正态分布 $N(0.5,0.1)$，结合电动汽车电池容量，即可得到初始时刻电量 $C_0(i)$，为了防止过充对电池的影响，本文设置充电后的容量为电池容量的 0.8~0.9。每公里耗电量随着行驶里程线性增加，则 t 时刻剩余电量 $C_t(i)$ 为

$$C_t(i)=\eta(C_{t-1}(i)-\Delta l\cdot E_c) \tag{11}$$

式中：η 为能耗系数，取值为 0.9~1；E_c 表示每公里耗电量，0.15~0.2 (kW·h)/km；C_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的剩余电量；Δl 为 $t-1$ 到 t 时刻第 i 辆车所行驶的距离。

针对不同 EV 类型的出行特点，本文设置不同的充电触发需求。

1) 通勤私家车：该类型车辆在居住地与工作地往返，当车辆抵达目的地后，当前剩余电量 $C_t(i)$ 无法满足下一次出行时触发充电需求 $ch(i)$，即

$$ch(i)=C_t(i)\le L_{td}(i)\cdot E_c \tag{12}$$

式中，$L_{td}(i)$ 表示 EV 当前位置 $D_t(i)$ 距离目的地 $O(i)$ 的距离，即当电池剩余电量无法到达目的地时生成充电需求，采用目的地慢充方式。

2) 出租车：该类型车辆出行随机性较大且以快充形式为主，因此当前剩余电量 $C_t(i)$ 低于设定的阈值电量 $C_l(i)$ 时，触发充电需求。

$$ch(i)=C_t(i)\le\varepsilon\cdot C_l(i) \tag{13}$$

式中，ε 的取值为 0.25~0.35，即充电需求触发时，采用就近紧急快速充电方式。

3) 其他公用车：针对该类型车辆多次出行特点，当满足式(11)时采用目的地慢充方式，不满足充电触发条件时，即在行驶过程中现有电量无法抵达目的地，则采用紧急快速充电方式。

最后，充电时长可以表示为

$$T_c(i)=\min\{t_d(i)-[t_o(i)+S_{ij}(t)],\frac{C_o(i)-C_t(i)}{\eta_c\cdot P_c}\} \tag{14}$$

式中：η_c 表示充电效率，取值为 0.8~0.9；P_c 表示充电功率，慢充功率设置为 12 kW，快充功率设置为 45 kW。

2 充电负荷时空分布预测方法

在建立各个模型后，图3给出了充电负荷时空分布预测具体流程。

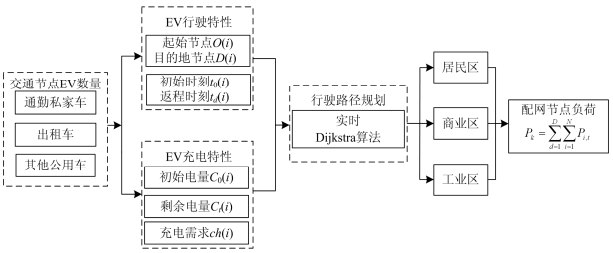


图 3 充电负荷时空分布预测流程图

Fig. 3 Flow chart of spatial and temporal distribution of charging load prediction

由图3可知，充电负荷时空分布预测流程如下。

1) 首先按一定比例在各交通节点引入不同类型电动汽车数量；

2) 通过蒙特卡洛模拟为各EV随机抽样生成相应的行驶特性参数和充电特性参数；

3) EV用户按照行程时间最小为目标，采用实时Dijkstra算法规划的路径进行行驶，并实时更新特性参数；

4) 通过用电区域功能类型划分，对该区域充电的EV功率进行累加计算得到区域配网节点负荷，完成整体充电负荷时空预测。

3 电动汽车路径规划实验

EV 动态路径规划是影响充电负荷的关键因素，因此，本节设置电动汽车路径规划仿真实验[14]。该路网基本信息参考(https://www.openstreetmap.org)，其中 $c=30$、$\lambda=0.7$、$q=0.8$。

首先，在不考虑 EV 充电需求的情况下，只验证路径搜索效果，设计时间段 07:00—09:00，起始节点 3 到目的地节点 17 的路径搜索实验，并引入静态 Dijkstra 算法与本文实时 Dijkstra 算法进行对比，实验结果如表 1 所示。

表 1 不同路径搜索方法评价指标

Table 1 Evaluation indexes of different path search methods

路径方法	具体路径	行驶里程/km	搜索时间/s	行程时间/min	途径节点个数/个	快速路段占比/%
静态路径	3→2→5→10→9→8→12→17	33	0.65	24.78	8	100
动态路径 1	3→7→6→5→4→8→12→17	35.5	2.01	17.56	8	85.7
动态路径 2	3→7→6→5→10→9→13→12→17	36.4	2.49	21.55	9	87.5

由表 1 可知，静态 Dijkstra 算法即在出发前根据路网信息规划行驶路径，而动态实时 Dijkstra 算法采用实时路况信息进行规划，每到一节点根据实时交通信息搜索对比路径路阻值，选择下一条最优行驶路径，可以根据路网畅通情况合理躲避拥堵路段。例如在动态路径 1 中从节点 3 出发，与节点 3 相连的节点有节点 2 和 7，经计算 $w_{32}^{1}=3.156$ min、$w_{37}^{1}=2.048$ min，$w_{32}^{1}>w_{37}^{1}$。因此选择节点 7 作为下一个行驶节点，循环上述搜寻过程直到抵达终点。因此，动态 Dijkstra 算法以行程时间花费为目标，所规划的路径时间均低于静态 Dijkstra 算法，行驶效率较高。但动态路径由于采用迭代计算搜索时间高于静态路径，而为了规避交通拥堵存在一定绕路现象，行驶里程高于静态算法，快速路段占比(II 以上的道路比例)低于静态路径。

进一步地，为了验证本文所提“时间-流量”路阻模型的通行时间，与文献[18-20]未考虑城市交叉节点阻抗的“时间-流量”模型进行对比。设置不同时间段下途经不同节点所需通行时间实验。其中该通行时间为在 Matlab2014 a 以及电脑配置为 8 G 内存、3.2 GHz 和 i5-6500 处理器运行环境下重复 50 次实验的平均值，不同节点通行时间如图 4 所示。

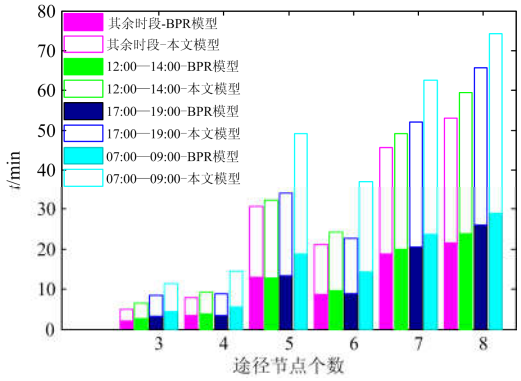


图 4 途径不同节点通行时间对比

Fig. 4 Comparison of travel times passing different nodes

由图 4 可知，由于“速度-流量”BPR 模型多用于无交叉口节点阻抗的高速公路，因此总体上途经节点所需的通行时间均小于本文“时间-流量”模型。而本文模型考虑城市内网多交叉路口特点，道路路阻模型考虑了路段阻抗和节点阻抗的融合，因此路段通行耗时多于 BPR 模型，平均多出 48.79%，为后续电动汽车充电负荷预测奠定了基础。

4 算例分析

在路径规划实验的基础上，通过算例仿真分析所提策略实施效果，图 5 按照居民区、商业区以及工业区用电功能进行区域划分。

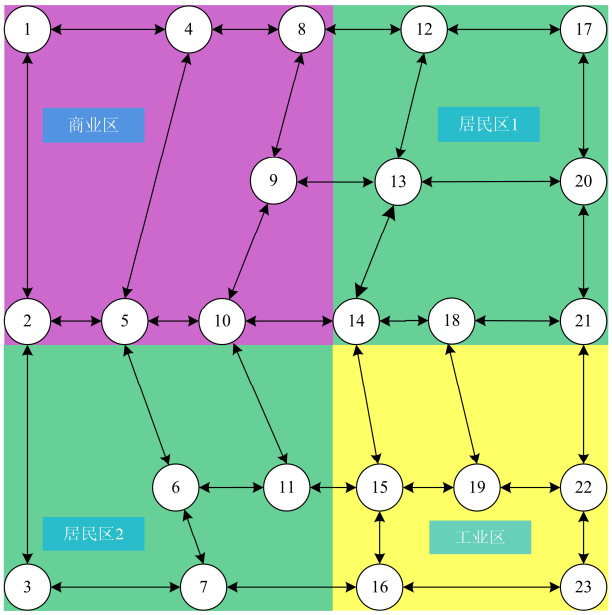


图 5 测试区域路网拓扑示意图

Fig. 5 Topology of test urban area network

图 5 所选区域面积约为 34.78 km^2，路网周长约为 23.16 km，根据电动汽车发展规模和所选区域面积[9]，假设该区域 EV 渗透率为 20%，对各个交通节点引入一定比例的电动汽车，其中引入总车辆数为 23 780 辆，通勤私家车 11 890 辆、出租车 7 134 辆和其他公用车 4 756 辆，各节点车辆数如图 6 所示。

仿真时间设置为全天 24 h，各路段充电需求时

空分布如图 7 所示。

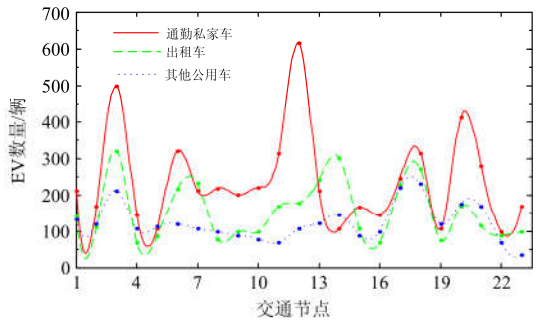
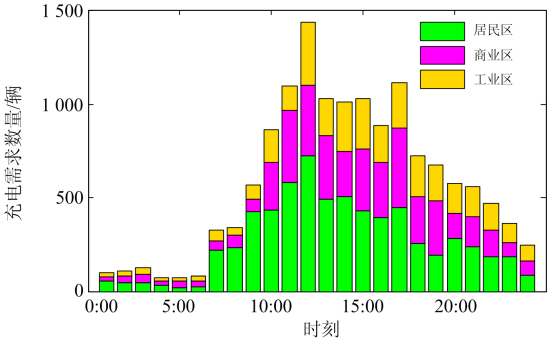
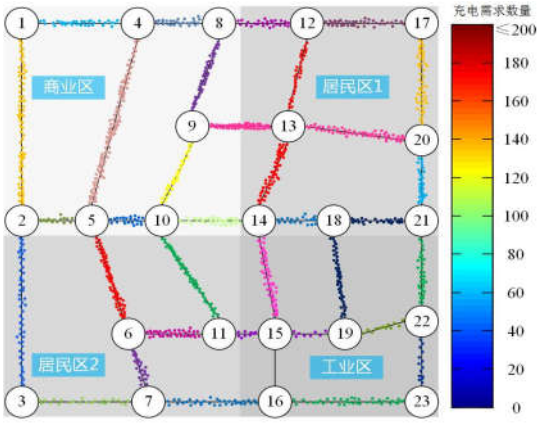


图 6 不同交通节点 EV 车辆数

Fig. 6 Number of EVs at different traffic nodes



(a) 充电时间分布



(b) 充电需求空间分布

图 7 充电需求车辆时空分布

Fig. 7 Spatial-temporal distribution of vehicles with charging demand

由图 7(a)和图 7(b)可知，总体充电需求时间分布高峰期出现在 12:00—13:00 和 17:00—18:00 时段，居民区时段充电需求高于商业区和工业区，而充电需求空间分布不均匀，高峰密集充电需求区域主要集中在居民区和商业区附近，其中各区域 EV 充电数量较多路段包括居民区：路段 12-13、路段 13-14、路段 5-9；商业区：路段 1-2、路段 9-10；工业区：路段 14-15、路段 18-21，且居民区与商业区充电数量分布高于工业区。

得到 EV 充电需求时空分布后，各个配网节点充电功率根据式(6)计算可得配网节点负荷分布如图 8 所示。

由图 8 可知，配网节点充电负荷主要集中在节点 4、7、8、9、16 等，上述节点主要对应交通节点的居民区和商业区，时间分布上呈现与充电需求相一致的“双高峰”类型。

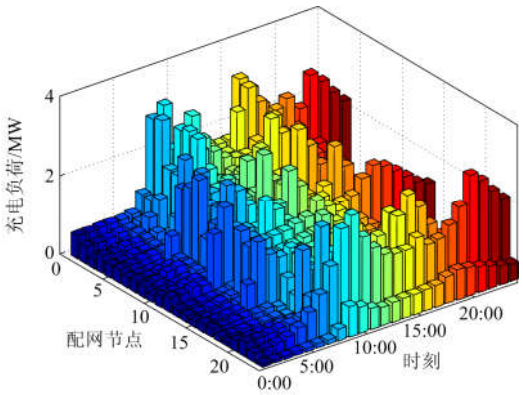
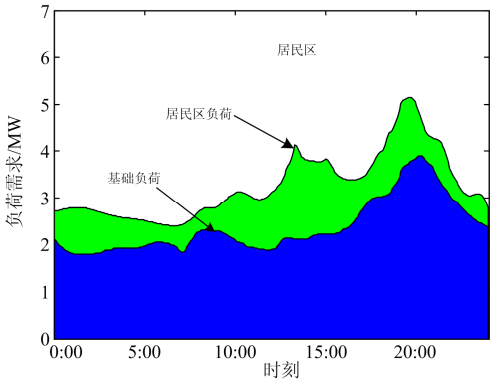


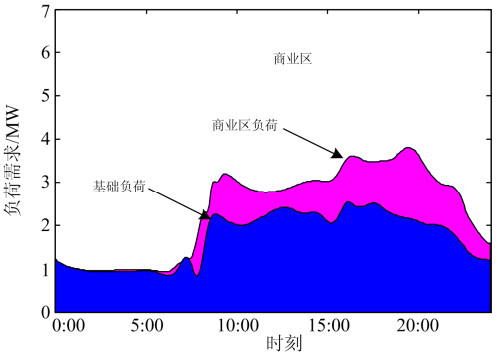
图 8 配网充电需求时空分布

Fig. 8 Spatial and temporal distribution of distribution network charging demand

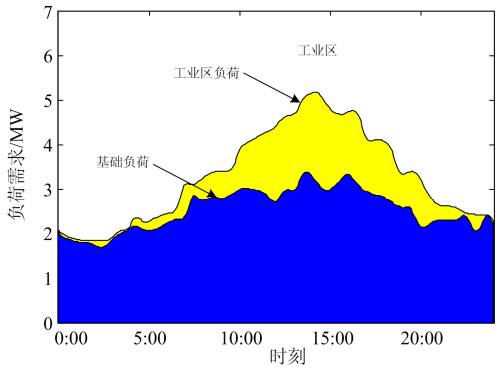
为了更直观地分析各功能区域的充电负荷规律，图 9 给出了各功能区域的负荷需求分布。



(a) 居民区充电需求



(b) 商业区充电需求



(c) 工业区充电需求

图 9 不同区域充电需求分布

Fig. 9 Charging demand distribution for different regions

对比图 9 可知，居民区充电负荷主要集中在晚间时段，高峰时段为 20:00 左右，充电时间分布呈现与居民基础用电负荷相仿的“双高峰”形式，充电负荷分布符合居民出行规律。商业区充电负荷在原基础负荷上叠加，由于商业区营业时间较长，充电高峰时段跨度较广为 10:00—20:00 时段。工业区充电负荷主要集中在工作时段，高峰时段出现在 14:00 左右。因此，充电需求分布与实际情况相一致，验证所提负荷预测方法的有效性。

进一步地，为了对比分析本文动态路径策略与静态路径策略的负荷预测效果，图 10 给出了不同策略下的总体负荷预测结果。

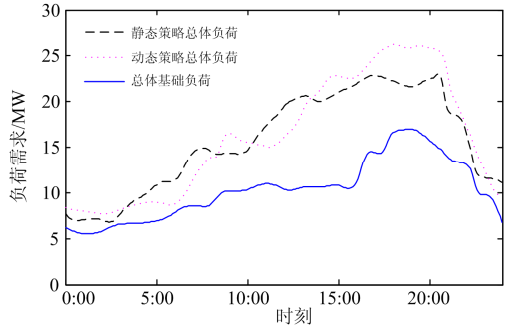


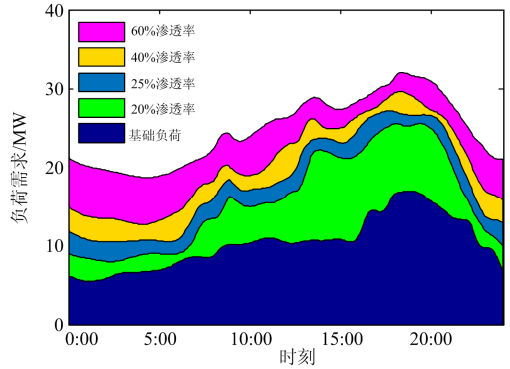
图 10 不同路径策略充电负荷对比

Fig. 10 Comparison of charging load for different path strategies

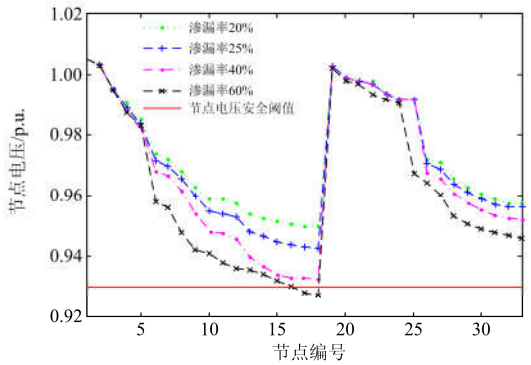
分析图10 可知，动态路径搜索策略负荷峰值出现在 18:00—20:00 时段，有功负荷峰值比基础负荷峰值增加了 49.82%，静态策略峰值出现在 17:00—19:00 时段，有功负荷峰值增加 40.32%。而总体上由于动态 Dijkstra 算法以时间最优为目标，规划路径里程一般多于静态 Dijkstra 算法，由式(10)可知，EV 耗电量随着行驶里程而线性增加。因此，动态策略充电负荷高于静态策略，且充电负荷峰谷时段滞后于静态策略。

最后，为了应对电动汽车规模化发展的需求，图 11(a)和图 11(b)给出了不同 EV 渗透率下的充电负荷以及在 19:37 时间断面的节点电压分布情况。

由图 11 可知，随着 EV 渗透率的增加，当渗透率为 60%时，系统有功负荷峰值增加 81.32%。而节点电压随着渗透率的增加发生跌落，在 EV 渗透率达到 60%时，节点安全电压越限超过 7%的安全阈值，给电网的安全运行带来了一定影响。即随着电动汽车不断普及，充电负荷增长份额在整体配网负荷中占比较高。



(a) 不同渗透率充电负荷需求



(b) 不同渗透率节点电压

图 11 不同电动汽车渗透率充电负荷与节点电压对比

Fig. 11 Comparison of charging load and node voltage for different electric vehicle permeability

最后，为了应对电动汽车和充电设施不同的发展阶段，表 2 给出了不同充电设施服务率(即目的地充电桩与充电需求车辆占比)和充电深度率(即电动汽车充电后的 SOC)场景下全天充电总负荷对比情况。由表 2 可知，充电设施服务率平均每提高 1%，充电负荷增加 1.72 MW，充电深度每提高 1%，充电负荷增加 0.33 MW。充电设施服务率和充电深度率对充电负荷产生一定影响。因此，对电动汽车充电负荷进行有效预测与分析，为配网规划与运行提供重要参考。

表 2 不同场景充电负荷对比

Table 2 Comparison of charging load in different scenes

充电场景	充电设施服务率/%	充电深度率/%	负荷/MW
S1	50	50	67.58
S2	50	90	75.65
S3	70	50	84.98
S4	70	90	94.25
S5	100	50	102.35
S6	100	90	124.78

5 结论

本文基于动态交通信息，考虑电动汽车的行驶特性和充电特性，对交通网和配电网进行耦合分析，提出了一种电动汽车充电负荷时空预测方法，通过算例仿真，得到如下结论。

1) 动态交通模型充分考虑交通信息的时变特性以及交叉路口对车辆行驶的影响，所建立模型符合城市路网特征。

2) 对交通网与电网进行交互建模，通过 OD 矩阵分析以及实时 Dijkstra 算法进行行驶模拟和路径规划，电动汽车充电负荷存在明显的区域分布，各功能区充电负荷存在明显差异，且充电负荷时间分布不均匀。

尽管如此，本文限于篇幅只考虑充电负荷时空分布特点，在下一步研究中可以考虑不同充电功率等级，工作日和双休日以及季节温度等不同场景对充电负荷时空分布的影响，并针对充电负荷影响因素进行充电控制策略研究。

参考文献

[1] DU J, OUYANG M, CHEN J. Prospects for Chinese electric vehicle technologies in 2016-2020: ambition and rationality[J]. Energy, 2017, 120: 584-596.

[2] JI Z, HUANG X. Plug-in electric vehicle charging infrastructure deployment of China towards 2020: policies, methodologies, and challenges[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 90: 710-727.

[3] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 1-10.
HU Zechun, SONG Yonghua, XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 1-10.

[4] 胡宇航, 皮一晨, 崔静安, 等. 电动汽车充电站负荷建模研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(8): 107-112.
HU Yuhang, PI Yichen, CUI Jing'an, et al. Research on electric vehicle charging station modeling[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(8): 107-112.

[5] 杨田, 刘晓明, 吴其, 等. 电动汽车充电站选址对电压稳定影响的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 45(5): 32-37.
YANG Tian, LIU Xiaoming, WU Qi, et al. Research on impacts of electric vehicle charging station location on voltage stability[J]. Power System Protection and Control, 2018, 45(5): 32-37.

[6] 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.

[7] 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. Calculation study on plug-in electric vehicles charging load calculating[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14): 36-42.

[8] 钱甜甜, 李亚平, 郭晓蕊, 等. 基于时空活动模型的电动汽车充电功率计算和需求响应潜力评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(23): 127-134.
QIAN Tiantian, LI Yaping, GUO Xiaorui, et al. Calculation of electric vehicle charging power and evaluation of demand response potential based on spatial and temporal activity model[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(23): 127-134.

[9] 柯慧敏, 邵军军, 石进永, 等. 考虑动态充电负荷需求与多因素影响的电动汽车充电负荷模型[J]. 新能源汽车供能技术, 2017, 1(1): 46-50.
KE Huimin, SHAO Junjun, SHI Jinyong, et al. Electric vehicle charging load model considering dynamic charging load demand and multi factors[J]. Energy Supply Techniques of New Energy Vehicles, 2017, 1(1): 46-50.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 郑竞宏, 戴梦婷, 张曼, 等. 住宅区式电动汽车充电站负荷集聚特性及其建模[J]. 中国电机工程学报, 2012,

32(22): 32-38.
ZHENG Jinghong, DAI Mengting, ZHANG Man, et al. Load cluster characteristic and modeling of EV charge station in residential district[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(22): 32-38.

[13] 温剑锋, 陶顺, 肖湘宁, 等. 基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析[J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1477-1484.
WEN Jianfeng, TAO Shun, XIAO Xiangning, et al. Analysis on charging demand of EV based on stochastic simulation of trip chain[J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1477-1484.

[14] 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.

[15] 黄小庆, 陈颉, 陈永新, 等. 大数据背景下的充电站负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 68-74.
HUANG Xiaoqing, CHEN Wei, CHEN Yongxin, et al. Load forecasting method for electric vehicle charging station based on big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 68-74.

[16] 张晨彧, 丁明, 张晶晶. 基于交通出行矩阵的私家车充电负荷时空分布预测[J]. 电工技术学报, 2017, 32(1): 78-87.
ZHANG Chenyu, DING Ming, ZHANG Jingjing. Temporal and spatial distribution prediction of charging load of private cars based on traffic travel matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(1): 78-87.

[17] 杨洪明, 李明, 文福拴, 等. 利用实时交通信息感知的电动汽车路径选择和充电导航策略[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(11): 106-113.
YANG Hongming, LI Ming, WEN Fushuan, et al. Route selection and charging navigation strategy for electric vehicles employing real-time traffic information perception[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(11): 106-113.

[18] 严弈遥, 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 Xiaoyao, LUO Yigong, 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.

[19] LUO Y, ZHU T, WAN S, et al. Optimal charging scheduling for large-scale EV (electric vehicle) deployment based on the interaction of the smart-grid and intelligent-transport systems[J]. Energy, 2016, 97: 359-368.

[20] MU Y, WU J, JENKINS N, et al. A spatial-temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles[J]. Applied Energy, 2014, 114: 456-465.

[21] 崔明. 基于简化路网模型的实时行程时间采集方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2013.
CUI Ming. Research on method of real-time travel time collection based on simplified road network model[D]. Chongqing: Chongqing University, 2013.

[22] 余婷. 基于实时路况的交通网络耗时最优路径研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2013.
YU Ting. Research on time-consuming optimal path of traffic network based on real-time road conditions[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2013.

[23] SMART J, SCHEY S. Battery electric vehicle driving and charging behavior observed early in the EV project[J]. SAE International Journal of Alternative Powertrains, 2012, 1(1): 27-33.

收稿日期：2018-12-29；　修回日期：2019-04-19

作者简介：

李晓辉(1978—)，男，硕士研究生，高级工程师，研究方向为电动汽车与电网互动；E-mail: tmac132180yw@163.com

李　磊(1985—)，男，通信作者，硕士研究生，工程师，研究方向为电动汽车与分布式能源融合；E-mail: 635573004@qq.com

刘伟东(1986—)，男，硕士研究生，工程师，研究方向为电动汽车充电调度。E-mail: 957631183@qq.com

(编辑　许　威)