

考虑区域差异性的电动私家车网格化充电需求预测

文欣, 黄学良, 高山, 刘宇, 顾雅茹

(东南大学电气工程学院, 江苏省南京市 210096)

摘要: 地理区域位置的不同与区域网格功能属性的差别都在一定程度上造成了各网格内部电动汽车充电负荷的差异较大。针对目前电动汽车充电需求预测研究中未能充分考虑到电动汽车动态充电负荷分布差异性的不足,文中提出考虑地理区域差异性与用户行程多样性的数据驱动的电动私家车网格化充电需求预测方法。首先,对电动私家车用户出行轨迹与城市交通网络等类型数据进行数据挖掘并建立数学模型,获取电动私家车用户多段行程起讫点信息与用户出行基本规律。其次,基于地理信息系统平台将各类兴趣点(POI)经纬度坐标映射至地理网络中,将地理区域网格内结合用户日常出行目的的各类POI数量集分类处理,并采取自然分级法对所研究的地理区域实施精确的网格划分,功能区网格包含工作区、商业区、生活区、住宅区和混合区5种类别,建立多个时段下各功能区间的起讫点信息概率矩阵。结合得到的电动私家车在各网格内的分布结果,建立了基于蒙特卡洛法的电动汽车充电负荷预测模型,获取电动汽车在网格间转移的电量连续变化状况。基于中国苏州市实际电动汽车历史数据,以该市某区域为应用环境,完成各功能区域内的电动私家车充电需求预测仿真,仿真结果验证了区域网格划分的合理性及充电需求预测的准确性。

关键词: 电动汽车; 电动私家车; 充电需求预测; 区域差异性; 功能区; 网格划分; 道路网络; 起讫点信息; 时空分布

0 引言

交通电气化是有效减少环境污染、抵御能源短缺风险、加速达到“碳中和·碳达峰”目标的一项重要举措^[1]。但随着电动汽车渗透率的逐年递增,大规模电动汽车的无序充电行为在加大电动汽车充电难度的同时将会给电力网络带来巨大挑战^[2]。有序充电模型的构建与充电设施选址定容的优化都需要以电动汽车充电需求的预测结果为依托^[3-4]。

目前,许多学者开展了对电动汽车充电需求预测的研究,主要采取的预测方法分为数据驱动法与模拟分析法两类^[5]。数据驱动法通过对已知的数据集进行机器学习与训练,从而获取未来一定时段的电动汽车充电负荷曲线。文献[6]充分挖掘电动汽车历史充电负荷数据集之间的关系,提出了一种基于多相关日场景下生成的电动汽车充电负荷区间预测方法。文献[7]提出了一种电动汽车短期负荷分

层概率预测方法,运用分层方法将问题分解为低层次区域的子问题,结合主成分分析对子问题进行降维处理,从而预测高水平地理区域的总负荷。上述数据驱动方法多采用充电站(桩)的历史充电负荷数据作为研究数据集完成负荷预测,预测范围相对较小且并未对电动汽车个体的移动属性加以考虑分析。

模拟分析法通过模拟电动汽车的出行特性,预测未来时刻电动汽车的充电分布。文献[8-9]通过拟合与总结的方法获取用户出行的时空概率分布规律,以此完成基于出行链随机模拟的充电需求计算。文献[10]考虑电动汽车驾驶与停车的时空分布特性,获取电动汽车用户在各类区域的停车充电需求。文献[11]通过马尔可夫决策理论模拟电动汽车出行行为,完成电动汽车负荷时空分布预测。上述文献并未考虑分布区域的电动汽车负荷预测,且缺少电动汽车与路网结构的交互行为。文献[12]引入起讫点(origin-destination, OD)分析方法,确定不同时段各类目的地的位置转移概率,结合Floyd算法建立了考虑实际路网拓扑的电动汽车负荷预测模型,但对功能区域的划分缺少具体的模型作为参考依据。文献[13]以赋权后的各类兴趣点(point of

收稿日期: 2023-12-07; 修回日期: 2024-11-28。

上网日期: 2025-02-06。

江苏省碳达峰碳中和科技创新专项资金资助项目(BE2022030-2); 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2501600)。

interest, POI)所占比例为依据实施功能区网格划分,完成基于功能区网格划分的电动汽车快充需求预测,但其权重设置来源于研究区域内公众对于各类POI的认可度,具有较强的主观性和不可迁移性。

针对数据驱动预测方法中对用户出行与地理交通网络耦合关系描述的不足以及模拟分析法中功能区网格模型建立的缺乏,本文以电动私家车为研究对象,建立功能区网格划分模型,基于功能区网格划分结果完成对电动汽车不同时间段的行驶OD概率矩阵模型及各功能区停车时长概率模型的构建。计及电动汽车运行中与路网的交互行为,考虑路网拓扑及交通状况对电动汽车充电需求的影响,使用改进Floyd算法形成用户出行路径,最后使用蒙特卡洛法建立电动汽车时空分布预测模型。通过与实际电动汽车充电数据的对比,验证了预测模型在捕捉电动汽车充电行为特征、预测未来充电需求方面具有较高的准确性和可靠性。

1 车-路-网格多维数据分析与融合

本文采用的电动私家车出行数据是电动汽车电

网互联互通平台所提供的脱敏数据。以苏州市某区为核心研究范围,从规划云中获取该区的行政地图矢量数据。以电动私家车出行数据作为主要数据载体,通过数据预处理和可视化工作后,与路网交通数据与POI数据结合完成对研究区域的电动私家车出行特征提取。

1.1 电动私家车出行数据挖掘

核心研究范围内的电动私家车出行数据包含2021年7月到8月及2022年1月到2月的27 720辆电动私家车的649 260条出行数据。车辆有行驶、停车及充电这3类状态,对行驶与停车行为起止时刻及位置的有效提取是充电负荷预测的数据基础。

由于数据量较大,数据错误与缺失的情况时有发生,需要对电动私家车出行数据进行清洗与补充。数据清洗主要是对采集过程中由于通信不佳导致的错误数据进行清洗;数据补充主要针对相邻两车辆状态间的数据间断进行数据补充。处理后的电动私家车出行数据示例如表1所示。表中:SOC表示荷电状态。

表1 电动私家车出行数据示例
Table 1 Travel data examples of private electric vehicles

司机ID	电池容量/ (kW·h)	车辆 状态	起始时间戳	结束时间戳	起始 经度/(°)	起始 纬度/(°)	结束 经度/(°)	结束 纬度/(°)	起始 SOC/%	结束 SOC/%
00066××4aa6e	55	停车	1625930312	1625984535	120.650 46	30.894 23	120.650 52	30.894 34	100	100
00066××4aa6e	55	行驶	1625984535	1625988015	120.650 52	30.894 34	120.655 48	30.918 18	100	79
00066××4aa6e	55	停车	1625988015	1625997476	120.655 48	30.918 18	120.655 46	30.918 19	79	79
00066××4aa6e	55	行驶	1625997476	1625998186	120.655 46	30.918 19	120.658 59	30.895 03	79	75
00066××4aa6e	55	停车	1625998186	1625999720	120.658 59	30.895 03	120.658 59	30.895 03	75	75
00066××4aa6e	55	行驶	1625999720	1626001482	120.658 59	30.895 03	120.604 96	30.900 77	75	62
00066××4aa6e	55	充电	1626001482	1626054244	120.604 96	30.900 77	120.650 58	30.894 37	62	100

1.1.1 行驶数据地理映射

将处理后的车辆行驶轨迹数据投影至WGS-84坐标系编码的地理区域中,筛选并提取每次出行行程的上车与下车点,获取如下OD数据:

$$r_i = \{ \{ L_{o,i}, B_{o,i}, T_{o,i} \}, \{ L_{d,i}, B_{d,i}, T_{d,i} \} \} \quad (1)$$

式中: r_i 为第*i*个行程的起止点轨迹数据; $L_{o,i}$ 、 $B_{o,i}$ 、 $T_{o,i}$ 和 $L_{d,i}$ 、 $B_{d,i}$ 、 $T_{d,i}$ 分别为行程起始点和终点的经度坐标、纬度坐标、出行时刻。

总览所有出行行程,得到OD出行集如下:

$$R = \{ r_1, r_2, \dots, r_i, \dots \} \quad (2)$$

式中: R 为当日内有效出行行程OD数据集合。

1.1.2 停车数据地理映射

将处理后的车辆停车数据通过坐标系映射至平面区域中,筛选并提取出多段行程间的长时(至少停

留1/3 h)停车起止时刻,获取如下停车数据:

$$\begin{cases} s_i = \{ L_{p,i}, B_{p,i}, \Delta t_{p,i} \} \\ \Delta t_{p,i} \geq 1200 \text{ s} \end{cases} \quad (3)$$

式中: s_i 为第*i*段行程结束后的停车数据; $L_{p,i}$ 、 $B_{p,i}$ 、 $\Delta t_{p,i}$ 分别为停车点的经度坐标、纬度坐标和停车时长。

筛选多段行程间满足长时停车条件的停车数据,即可得到电动私家车用户的停车出行集合如下:

$$S = \{ s_1, s_2, \dots, s_i, \dots \} \quad (4)$$

式中: S 为当日内有效出行行程间的长时停车数据集合。

1.2 路网交通数据集

从开放街道地图(open street map, OSM)网站

获取苏州市某区车辆出行范围内的路网数据信息, 并采用图论分析方法对交通网络的拓扑结构进行描述:

$$\begin{cases} \Omega_G = (N, H, D, W) \\ N = \{p | p = 1, 2, \dots\} \\ H = \{l | l = 1, 2, \dots\} \\ D = \{d_l | l = 1, 2, \dots\} \\ W = \{w_l | l = 1, 2, \dots\} \end{cases} \quad (5)$$

式中: Ω_G 为研究区域内的路网拓扑; N 为 Ω_G 范围内的所有路网节点集合; p 为路网节点编号; H 为 Ω_G 范围内的道路段集合; l 为路段编号; D 为 Ω_G 范围内道路段的距离集合; d_l 为路段 l 的距离长度; W 为 Ω_G 范围内路段道路阻抗集合; w_l 为路段 l 的道路阻抗。

1.3 地理网格数据获取

出行数据具有不连续且广泛分布的特点, 为有效总结用户的出行规律, 本文将研究区域按照一定的空间尺度进行地理网格划分。划分后的网格通过对其内部 POI 数据的分析整理来确定该网格的功能属性。

根据高德地图对各类型 POI 的数据分类, 结合用户日常出行行为习惯, 将地理 POI 划分为商业点、工作点、生活点及住宅点四大类, 如表 2 所示。基于高德开放平台获取研究区域内上述类别的 POI, 并将各类点的经纬度进行坐标转换, 映射至平面区域当中。

表 2 POI 属性类别
Table 2 Attribute category of POI

POI 类别	功能门类
商业点	餐饮服务、购物服务、体育休闲服务
工作点	政府机构及社会团体、金融保险服务、公司企业
生活点	生活服务场所、医疗保健服务、科教文化服务
住宅点	居民住宅、商务住宅

2 电动汽车分区网格时空转移模型

2.1 功能区网格建模

在地理网格划分过程中, 空间尺度的合理选择与网格功能属性的确定是功能区网格模型建立的重要因素。

空间尺度过大会使得大量的车辆出行 OD 轨迹聚集在同一网格内部, 进而导致出行轨迹数据失效; 空间尺度过小也会出现空轨迹网格数量增多、模型计算难度加大的问题。地理网格功能属性的确定对于功能区网格模型建立同样重要。由于不同种类的 POI 对周边区域的影响范围呈现出较大的差异性, 需要对获取的 POI 数据完成进一步分析处理, 进而

得到地理网格的功能属性。整体模型建立流程如图 1 所示。

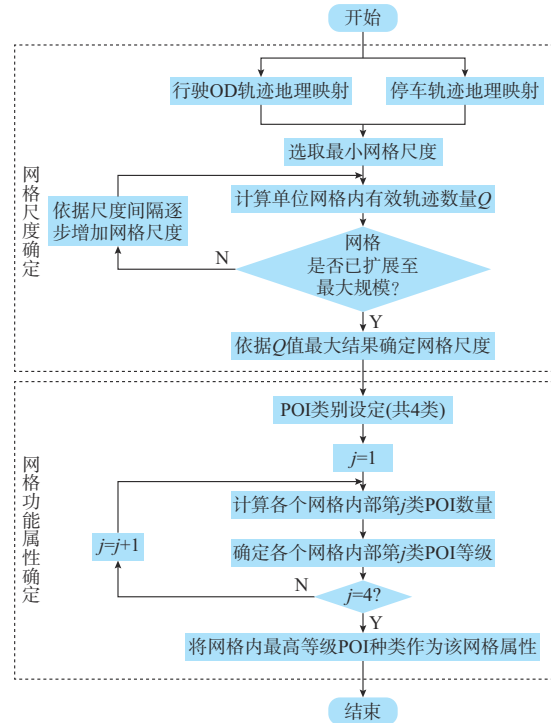


图 1 功能区网格模型建立流程
Fig. 1 Establishment process of functional area grid model

2.1.1 功能区网格尺度建模

研究区域内的地理网格空间尺度划分结果如下:

$$M_u = \{m_{u,1}, m_{u,2}, \dots, m_{u,n}\} \quad (6)$$

式中: M_u 为划分后的地理网格集合; $m_{u,n}$ 表示网格划分尺度为 u 时的第 n 个网格。其中, 网格划分尺度范围为: $u \in [500, 2000]$ 。

鉴于电动汽车行驶起止点位置通常为数千米, 本文设定尺度间隔为 500 m, 在不同网格划分尺度下, 单位网格内的有效出行数据量如下:

$$Q_u = \sum_{g=1}^n \frac{R_{u,g} + S_{u,g}}{n} \quad (7)$$

式中: Q_u 表示网格划分尺度为 u 的单位网格内的有效出行数据量; $R_{u,g}$ 为分布在第 g 个网格范围内的有效出行 OD 轨迹数量; $S_{u,g}$ 为分布在第 g 个网格范围内的停车轨迹数量。计算得到 Q_u 值最大的 u 作为均匀划分地理网格的空间尺度, 网格划分个数为 n 。

2.1.2 功能区网格属性类型建模

将地理映射后的多类 POI 数据与均匀划分后的空间地理网格融合, 获取网格内部各类 POI 的数量如下:

$$A_j = \{a_{j,1}, a_{j,2}, \dots, a_{j,n}\} \quad (8)$$

式中: $j=1, 2, 3, 4$; $a_{j,n}$ 为第 j 类POI在第 n 个地理网格内部的数量; A_j 为第 j 类POI在 n 个地理网格内部的数量集, A_j 内部数据元素由小到大进行排列。

由于POI是被抽象为点的地理实体,忽略了其指代对象的占地面积、层数等个体属性,但在实际场景中,不同类型POI对象的个体属性呈现出较大的差别,相同类型的POI对象的个体属性差异不大。因此,通常需要对上述各类POI数据进一步处理。例如,文献[14]根据调研结果得到各类POI的公众认知度,依据公众认知度对各类POI分别赋予相应权重,利用赋权后的网格内各类POI的频率密度进行功能区识别。这种方式易受调研群体认知的主观影响,更客观的方式是分别将集合 $A_1 \sim A_4$ 中 n 个元素依据数据固有的属性通过自然划分法划分为 K 个等级,并完成各级范围的界定^[15], K 是经验数据,然后,通过比较各个网格中4类POI的级别信息确定网格的功能属性。

针对集合 A_j 的一种分级结果中某一级内所含数组计算偏差平方和,均值 \bar{a}_j 为:

$$\bar{a}_j = \frac{1}{x} \sum_{g=1}^x a_{j,g} \quad (9)$$

式中: $a_{j,g}$ 第 j 类POI在第 g 个网格内部的数量; x 为某一级内所含数组元素个数。

其偏差平方和表示如下:

$$S_{j,1} = \sum_{g=1}^x (a_{j,g} - \bar{a}_j)^2 \quad (10)$$

计算分级后各级内部数组的偏差平方和 $S_{j,1}, S_{j,2}, \dots, S_{j,K}$,求和得到分级后第 j 类POI在网格内部数量总偏差平方和,即

$$S_j = \sum_{k=1}^K S_{j,k} \quad (11)$$

同理,集合 A_j 可以划分为 K 个等级下的其他情形,选择总偏差平方和最小的分级结果作为最佳分级。最终得到4个集合的最佳分级。将第 g 个网格内部第 j 类POI数量对应级别记作 $C_{j,g}$,第 g 个网格内部4类POI数量对应级别中最高的级数表示为 C_g ,即

$$C_g = \max \{C_{j,g}\} \quad j=1, 2, 3, 4 \quad (12)$$

POI分布过少的网格不考虑将其作为电动汽车转移对象,因而不进行分区操作。因此,若 $C_g=1$,该网格为无分区网格;若 $C_g>1$,该网格为有分区网格。当第 g 个有分区网格内仅有某一类POI数量对应级别等于 C_g 时,将该网格区域定义为单一功能区,功能类别与该POI类型一致;当有分区网格内有

多类POI数量级别均等于 C_g 时,将该网格区域定义为混合功能区。最终,网格区域被划分为以下5种类型:商业区、工作区、住宅区、生活区及混合区。

2.2 电动私家车出行特性

2.2.1 行驶行为分析

1) 首次出行时刻条件概率

本文依据电动私家车的出行轨迹数据,对电动私家车用户的首次出行时刻进行数据拟合,得到其首次出行时刻的概率分布与高斯拟合分布结果,如附录A图A1所示,便于电动私家车首次出行时刻抽取。

2) 转移次数

转移次数为电动汽车用户单日出行的总行程数。对用户行驶数据进行提取与分析,获得转移次数的概率分布结果及其 Boltzmann 拟合结果,如附录A图A2所示,为后续仿真中用户出行行程数量的选择提供依据。

3) 空间转移概率

电动私家车的功能属性决定了其具有行驶起止位置相对固定的特点。电动汽车的空间转移过程符合马尔可夫过程的定义,即随机事件未来的演变不受历史状态的影响,而只由事件的上一状态所决定。因此,本文采用马尔可夫过程进行车辆空间转移概率的分析。将OD出行数据集与功能区网格融合,得到不同时段下不同目的地间的转移频率,进而计算出近似的转移概率。本文在分析过程中将一天的时长离散为12个时段,并考虑2.1.2节所述5种功能类型的目的地。

目的地间相互转换的转移概率矩阵表示如下:

$$P_{t_k} = [p_{od,t_k}] = \begin{bmatrix} p_{11,t_k} & p_{12,t_k} & \dots & p_{15,t_k} \\ p_{21,t_k} & p_{22,t_k} & \dots & p_{25,t_k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{51,t_k} & p_{52,t_k} & \dots & p_{55,t_k} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: p_{od,t_k} 为第 t_k 时段内用户由目的地 o 转移到目的地 d 间的转移概率,且满足 $\sum_{d=1}^5 p_{od,t_k} = 1$,即用户完成上一行程后选择下一目的地的概率和为1。

4) 停车时长条件概率

电动私家车的功能属性决定了其具有停车时间长、不同停车位置的停车时长差异较大的特点。本文为有效模拟电动汽车的停驶过程,将停车数据与功能区网格进行融合,得到不同目的地的停车概率分布如附录A图A3所示,便于获得电动汽车在一段行程终点的停车时间。

2.2.2 充电行为分析

1) 纯电动汽车电池参数配置

针对各级别车型,电动汽车电池有着不同的主流配置。A00级车型注重车体的轻巧便捷,其电池主流配置一般低于40 kW·h。A0级与A级车型主打经济性,电池主流配置以40~60 kW·h为主,B级车型逐渐开始注重用户的驾驶体验,电池主流配置也相应提升至60~80 kW·h,C级车型专注于用户的驾驶体验,电池配置均在60 kW·h以上,其中大于80 kW·h的占比也高达20%。

2) 单位里程耗电量

文献[16]总结了轻型电动汽车在不同等级道路下的单位里程动态能耗。本文在此基础上考虑电动汽车型别与所处季节对电动汽车能耗的影响并进行修正,有

$$\begin{cases} \beta_{l,1} = \left(0.247 + \frac{1.52}{v_{l,T}} - 0.004v_{l,T} + 2.992 \times 10^{-5}v_{l,T} \right) \delta \\ \beta_{l,2} = \left(-0.179 + 0.004v_{l,T} + \frac{5.492}{v_{l,T}} \right) \delta \\ \beta_{l,3} = \left(0.21 - 0.001v_{l,T} + \frac{1.531}{v_{l,T}} \right) \delta \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\beta_{l,1}$ 、 $\beta_{l,2}$ 、 $\beta_{l,3}$ 分别为电动私家车在一级、二级、三级道路上行驶的单位里程耗电量; $v_{l,T}$ 为T时段下电动汽车在路段l的通行速度; δ 为电动汽车动态能耗修正参数。

在相同行驶环境下,由于夏季电池活性较高,电动汽车的耗电量相较于其他季节会有所减少。小的车型也会由于其较轻的重量而更加节能。因此,将夏季的A00级车型的能耗作为标准动态能耗,对不同季节下各类别车辆出行数据进行分类统计,所得结果如表3所示。

表3 电动汽车动态能耗修正参数
Table 3 Correction parameters of dynamic energy consumption of electric vehicle

季节	δ			
	A00级车型	A0/A级车型	B级车型	C级车型
夏季	1.0000	1.3100	1.6072	1.9018
冬季	1.1609	1.4184	1.7713	2.3294

3) 充电起始SOC

考虑到不同型别电动汽车用户所选取的充电起始SOC可能有所不同,对各型别的电动汽车的充电起始SOC分类处理,进而获得不同型别电动汽车的

充电起始SOC概率分布曲线。结果显示,不同型别车辆的充电起始SOC概率分布无明显差异,使用极值函数将其进行概率分布拟合并依此绘制累积分布函数,为能更清晰地看出用户在不同电池SOC下的充电意愿,标注数值为30%、50%、70%的累积充电概率的车辆SOC,在车辆SOC小于0.268时用户选择充电的概率为30%,车辆SOC小于0.388时用户选择充电的概率为50%,车辆SOC小于0.521时用户选择充电的概率为70%。充电起始SOC的概率拟合结果可选作用户的充电判断依据。

4) 充电需求判断依据

电动汽车在完成第q段行程后t时刻的剩余电量结果如下:

$$C_{D,q} = C_{O,q} - \sum_{l \in P_{OD,q}} D(l)\beta_{l,h} \quad (15)$$

式中: $C_{D,q}$ 为电动汽车在第q段行程终点的剩余电量; $C_{O,q}$ 为电动汽车在第q段行程起点的电池电量; $P_{OD,q}$ 为第q段行程的交通路段集; $D(l)$ 为l路段的长度; $\beta_{l,h}$ 为h级道路下l路段的单位里程耗电量。

充电需求触发条件如下:

$$C_{D,q} \leq \epsilon C_p \quad (16)$$

式中: ϵ 为抽取的充电起始SOC; C_p 为电动汽车的电池容量。

2.2.3 最优路径选择模型

1) 传统Floyd算法求解

传统Floyd算法核心是通过局部最优求解结果进行全局最优解的推算。在寻找最短路径距离的过程中完成最短路径的记录,记录结果即最优路线。

根据路网结构抽象得到路径邻接矩阵如下:

$$D = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & l_{13} & \cdots & l_{1n} \\ l_{21} & 0 & l_{23} & \cdots & l_{2n} \\ l_{31} & l_{32} & 0 & \cdots & l_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中: l_{od} 为两节点间的距离,当节点间无直接关联路径时的 l_{od} 记为 ∞ ,同时规定 l_{oo} 的权值为0。

遍历 l_{1d} 与 l_{o1} 的数值,替换依据如式(18)所示,以此规律逐一遍历矩阵,遍历次数等同于节点数,进而得到遍历后的距离矩阵。

$$l_{od}^{(m+1)} = \begin{cases} l_{o1}^{(m)} + l_{1d}^{(m)} & l_{o1}^{(m)} + l_{1d}^{(m)} < l_{od}^{(m)} \\ l_{od}^{(m)} & l_{o1}^{(m)} + l_{1d}^{(m)} \geq l_{od}^{(m)} \end{cases} \quad (18)$$

式中:m为遍历次数。

2) Floyd改进算法求解

实际道路网络中,除路径距离外,道路拥挤状

况、天气状况、路途中交通信号灯的数量等因素也同样影响最优路径的选择。本文引入BPR道路阻抗函数模型^[17]进行Floyd算法改进。BPR道路交通阻抗函数模型描述了路段的实际行程时间与道路流量的关系,表达如下:

$$t = t_0 \left[1 + \alpha \left(\frac{E}{C} \right)^\beta \right] \quad (19)$$

式中: t 为车辆在某路段的实际行驶时长; t_0 为车辆在该路段的自由流状态下的行程时间; C 为该路段的实际通行能力; E 为路段的车流量; α 、 β 为待标定参数,选取 $\alpha=0.15$, $\beta=4.0$ 。

本文定义拥堵系数 $\gamma = t/t_0 - 1$,根据求解出的拥堵系数完成距离矩阵中节点间的距离换算,换算后的距离表达式如式(20)所示,将换算后的节点间距离代入式(17)中,重新构建路径邻接矩阵,根据上文的Floyd算法求解更新后的距离矩阵^[18]。

$$l_{od,new} = l_{od,real} + \frac{0.46\gamma l_{od,real}}{1.53} \quad (20)$$

式中: $l_{od,real}$ 为两点间的实际距离; $l_{od,new}$ 为引入拥堵系数后换算得到的距离。

3 电动汽车网格内充电需求预测模型

本文以电动汽车轨迹数据中提取的出行特征作为数据载体,与电动汽车充电特征相结合,采用蒙特卡洛法求取电动汽车充电需求的时空分布状况。具体预测流程如下:

1)根据电动私家车出发地位置所在的功能区网格比例,抽样生成电动汽车的初始网格。使用蒙特卡洛法从历史数据库与此前拟合结果中抽取电动私家车电池容量、初始SOC、首次出行时刻、行程数量、充电起始SOC及出发点的位置。

2)电动私家车根据出行时各功能区间间的转移概率矩阵选取目的网格的功能区类型,并依据OD数据集选取目的地位置,使用最优路径选择模型确定行驶路径。

3)到达目的地后,更新电动汽车的SOC,依据目的网格的功能区类型抽取在该位置的停留时长,并将目的地看作新的起始点,抽取下一目的地位置。

4)在仿真电动汽车的行驶过程中,电动汽车每完成一段行程,依据路径距离与单位里程耗电量计算电动汽车剩余电量,并且进行电动汽车的充电需求判断,如需进行充电,依据电动汽车所在网格的功能属性选择充电模式。位于住宅区及工作区的电动汽车通常采用慢充模式,充电功率设定为7 kW;位

于其他区域的电动汽车充电功率设置为60 kW。

以15 min为时间颗粒度进行电动汽车充电需求预测及其他仿真分析。

电动私家车充电需求预测流程如图2所示。

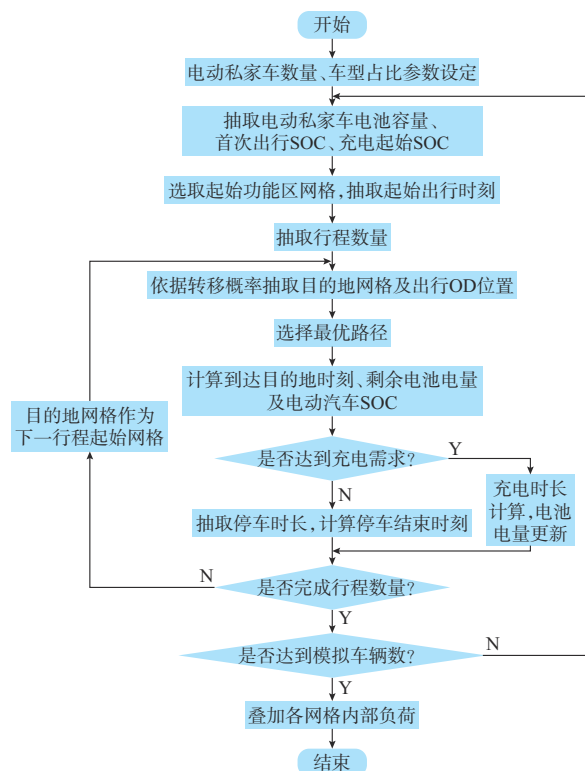


图2 电动私家车充电需求预测流程图
Fig. 2 Flow chart for charging demand forecasting of private electric vehicles

4 算例分析

4.1 仿真设置

4.1.1 电动私家车参数设置

1)电动私家车数量参数设置

依据对2020年苏州市电动汽车推广现状、公共充电站布局现状以及《苏州市“十四五”电动汽车公共充换电设施规划》^[18]等内容的调研,考虑到规划当中所提到的2025年预计苏州市电动私家车保有量与研究区域电动汽车保有量的此前占比情况,本文设置研究区域内电动私家车数量为70 000辆。由于电动私家车的起始出行位置相对固定,以住宅区与混合区作为车辆起始出行位置,住宅区分配车辆50 000辆,混合区分配车辆20 000辆。

与此同时,将27 720辆电动私家车研究数据作为对照数据,数据属性如表1所示。对照数据的充电需求归一化后按照设置电动私家车数量进行仿真计算。

2)电动私家车种类参数设置

本文以电动私家车作为研究对象,提取研究范围内的所有电动私家车的标称电量,将其与不同电动汽车型别的电池参数配置对应,统计得出各个车型所占比例如下:A00级车型占比31.30%,A0/A级车型占比30.69%,B级车型占比24.34%,C级车型占比13.67%。

4.1.2 路网拓扑结构设置

将从OSM中获取的苏州市某区内的路网数据进行路网等级筛选,筛选出三级以上道路类型。并采取以单回线路取代双回线路的方法进一步完成路网拓扑的简化。得到最终的路网拓扑如附录B图B1所示,共有道路493条,路网节点331个。路网交通流数据来自项目中的交通流预测数据集。

4.1.3 功能区网格划分

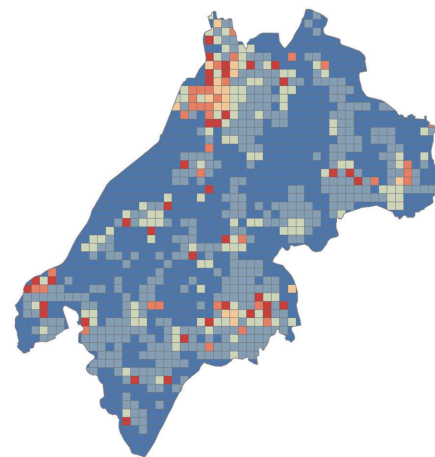
依据2.1节内容功能区网格建模完成研究区域的功能区网格划分。以 $1\ 000\text{ m}\times 1\ 000\text{ m}$ 作为网格划分单位,得到区域内网格总个数1 379个,有分区网格总个数621个。由于研究区域内的工作场所具有数量众多而位置分散的特点,工作区网格数量最多,总计410个,商业区网格总计120个,住宅区网格总计35个,生活区网格总计17个,混合区网格总计39个。

为与本文实际功能区类型建模方法进行对比,引入POI数据加权法,即对所获取POI数据进行数据加权,从而完成功能区定量识别的建模方法^[13]。对各类POI赋相应权重:工作点赋权75,商业点赋权20,生活点赋权50,住宅点赋权30。同样以 $1\ 000\text{ m}\times 1\ 000\text{ m}$ 作为基本单元格,得到有分区网格数为1 001个,工作区网格数量总计684个,商业区网格数量总计64个,住宅区网格数量总计3个,生活区网格数量总计57个,混合区网格数量总计193个。

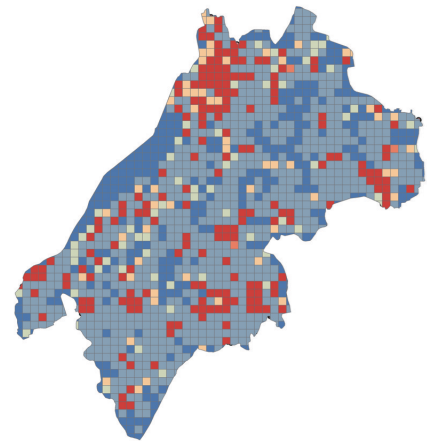
按照上述2种功能区网格划分方法,完成对研究区域的功能区网格划分,结果如图3所示。

将研究区域内的电动汽车出行轨迹与上述2种网格划分结果进行匹配,匹配结果如图4所示。结果表明,本文所提方法在有分区网格内部,电动汽车出行轨迹数量适中,空轨迹或少轨迹情况较少,能够有效提升电动汽车出行特性研究的准确性。

另一方面,本文所提方法不以问卷所得的公众认知结果为依据,为各类POI赋予相应权重,而是根据POI与空间地理网格的融合结果进行数据分析,从而完成网格功能属性的确定,划分结果能够尽量避免由公众认知的片面性造成与实际情况出现较大偏差的问题。



(a) 本文功能区网格划分结果



(b) 文献[13]功能区网格划分结果

■无分区; ■工作区; ■商业区; ■生活区; ■住宅区; ■混合区。

图3 不同功能区网格划分结果示意图

Fig. 3 Schematic diagram of various grid division results of function areas

4.2 仿真结果分析

4.2.1 各功能区充电需求状况

将本文提出的方法与文献[19]中描述的方法进行了仿真,并与实际负荷曲线进行对比。各个功能区内部选取典型网格的充电需求分布结果如图5所示。文献[19]在研究用户出行行为时,设定了用户转移次数的上限为3次,这一限制条件导致模型预测的用户出行行为结束时间提前,相较于实际负荷情况,预测结果倾向于使高峰时段提前。相较于文献[19],本文方法的住宅区典型网格预测精度提升了24.71%,工作区典型网格预测精度提升了20.93%,商业区典型网格预测精度提升了25.92%,生活区典型网格预测精度提升了21.81%,混合区典型网格预测精度提升了27.84%。本文充电需求预测结果与实际充电需求趋势相同,但仍存在较小程度内的误差,一方面是由于蒙特卡洛法本身在处理复杂预测问题时的局限性,另一个重要的偏差来源

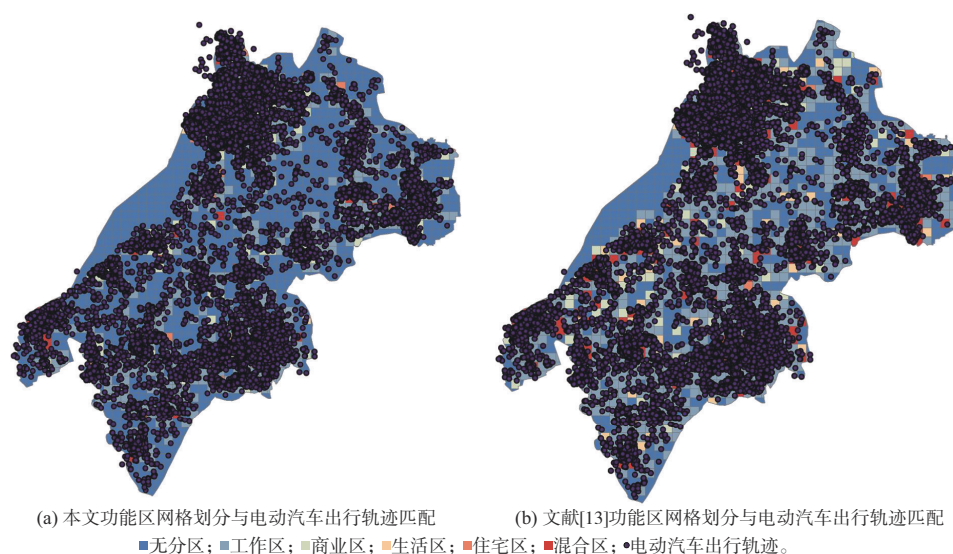


图4 网格划分与电动汽车出行轨迹匹配结果
Fig. 4 Matching results of electric vehicle travel track and grid division

是电动汽车从产生充电需求到最终到达目标充电站并完成电能补充之间的寻桩过程。后续应引入研究

区域内的充电站用以减小预测误差。

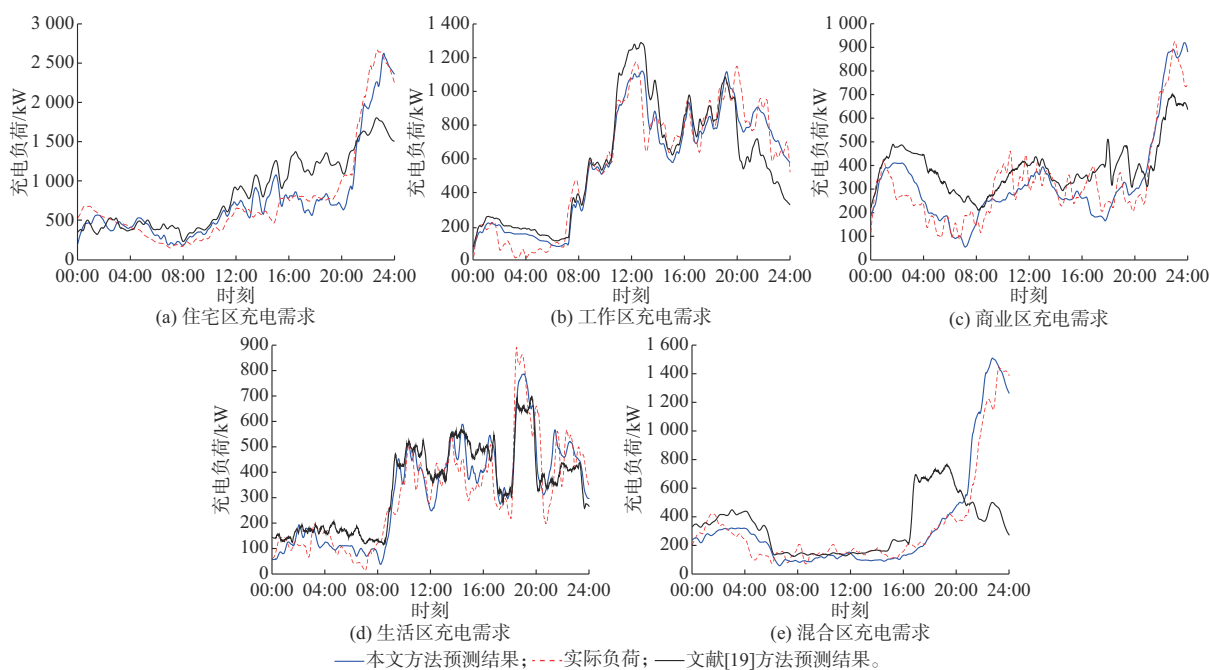


图5 各功能区充电需求状况
Fig. 5 Charging demand status of each functional area

电动私家车用户大多有日行程结束后在住宅区完成电能补充的充电习惯,故住宅区网格的充电负荷具有量大且时间集中的特点。在20:00后用户充电需求逐渐增大,到23:00达到充电需求峰值。

工作区网格的充电需求多分布于日间工作时间,存在2个明显高峰。08:00左右充电需求呈现出较快增长趋势,12:30充电需求达到顶峰,另一高峰则出现在用户结束工作后的18:30左右,用于保证

驶离工作区域后的行程所需电量。

商业区主要用于满足用户的购物与休闲娱乐需求,日间08:30—16:30,用户在商业区的充电需求呈现出均匀分布趋势,夜间则从20:00开始充电需求呈现出较大增长趋势。

生活区网格作为生活服务场所,用户在此类地点的停留时间较短,多在该类网格采用快速充电的充电模式,充电需求也呈现出多峰分布这一分布状况。

混合区网格内部多类POI相互交汇,但最终呈现出的充电需求分布与住宅区网格具有相似的趋势。

4.2.2 各地理区域网格日总充电量

研究区域内各个功能区网格的日总充电量仿真结果与实际结果如图6所示。居民区作为电动私家车用户慢充的首选场所,总充电量一般要高于附近其他功能区网格,其中,居民区最高充电量所在网格日总充电量仿真结果高达23.222 MW·h,实际结果为23.408 MW·h;商业区网格白天客流量大,用户多选择短时快充这一充电模式,总充电量较大,其中,充电量最高所在网格日总充电量仿真结果达17.417 MW·h,实际结果为17.286 MW·h;工作区分布广泛,但并不是用户期望的充电场所,最高充电量所在网格日总充电量仿真结果达15.447 MW·h,实际结果为14.322 MW·h;电动私家车用户在生活区逗留时间短,在剩余里程数不足时会选择短时快充,其中,充电量最高的生活区网格日总充电量达9.426 MW·h,实际结果为9.765 MW·h;混合区网格最高日总充电量达12.572 MW·h,实际结果为12.358 MW·h。在评估模型精度时,将典型网格的仿真结果与实际结果进行对比,计算出平均绝对误差(MAE)为0.399,均方根误差(RMSE)为0.544。

5 结语

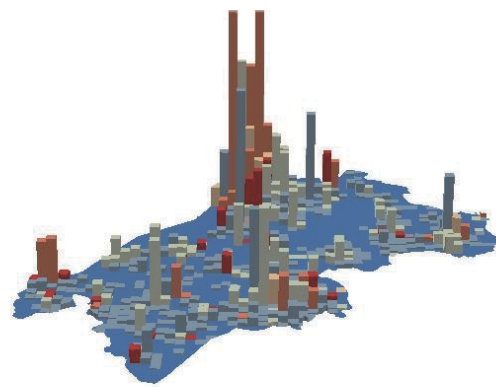
本文基于电动私家车出行数据与高德开放平台中获取的地理POI数据以及OSM中得到的路网数据进行数据分析、处理与融合,提出一种基于地理区域网格划分的电动汽车充电负荷预测方法。以苏州市某区域为例对该方法的可行性进行验证,得到如下结论:

1)功能区划分的精确程度与电动汽车用户出行行为模拟的准确性紧密相关,为后续各个网格内部电动汽车充电需求预测奠定了基础。

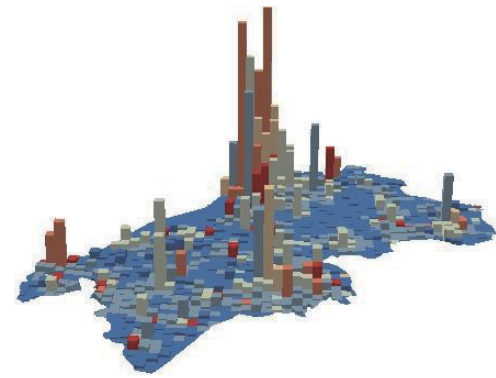
2)研究区域内各个典型功能区网格充电需求仿真预测结果表明,住宅区、工作区、商业区、生活区的充电需求呈现出明显的分区特性。这说明网格的功能属性、用户的充电习惯与电动汽车充电需求具有明显的相关性。

3)各功能区日总充电量的分布情况表明,电动汽车的充电量呈集群状分布,与区域所处位置的车流量具有较强的关联性。

本文的充电需求预测方法为电动汽车参与电网调控、充电设施的布局规划以及充电引导奠定了基础



(a) 各网格日总充电量仿真结果



(b) 各网格日总充电量实际结果

■无分区; ■工作区; ■商业区; ■生活区; ■住宅区; ■混合区。

图6 各地理区域网格日总充电量分布

Fig. 6 Total daily charging quantity distribution of each geographical area grid

础。但在预测模型中未考虑路网选择中用户的主观意愿。该内容将在后续研究中进一步深入研究,以提高电动汽车转移过程中所用时间及耗费电量预测的准确性。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 魏泓屹,卓振宇,张宁,等.中国电力系统碳达峰·碳中和转型路径优化与影响因素分析[J].电力系统自动化,2022,46(19):1-12.
WEI Hongyi, ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, et al. Transition path optimization and influencing factor analysis of carbon emission peak and carbon neutrality for power system of China [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(19): 1-12.
- [2] 黄学良,刘永东,沈斐,等.电动汽车与电网互动:综述与展望[J].电力系统自动化,2024,48(7):3-23.
HUANG Xueliang, LIU Yongdong, SHEN Fei, et al. Vehicle to grid: review and prospect [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 3-23.

- [3] 郑远硕,李峰,董九玲,等.“车-路-网”模式下电动汽车充放电时空灵活性优化调度策略[J].电力系统自动化,2022,46(12):88-97.
ZHENG Yuanshuo, LI Feng, DONG Jiuling, et al. Optimal dispatch strategy of spatio-temporal flexibility for electric vehicle charging and discharging in vehicle-road-grid mode [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 88-97.
- [4] GAO T, HUANG X L, YANG Z X, et al. A grouping strategy and day-ahead scheduling method of electric vehicles for peak shaving[C]// 2022 IEEE 5th International Electrical and Energy Conference (CIEEC), May 27-29, 2022, Nangjing, China.
- [5] 刘勇,李全优,戴朝华.电动汽车充电负荷时空分布建模研究综述[J].电测与仪表,2022,59(8):1-9.
LIU Yong, LI Quanyou, DAI Chaohua. Review on the spatiotemporal distribution modeling of electric vehicle charging load [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(8): 1-9.
- [6] 黄南天,刘德宝,蔡国伟,等.基于多相关日场景生成的电动汽车充电负荷区间预测[J].中国电机工程学报,2021,41(23):7980-7990.
HUANG Nantian, LIU Debao, CAI Guowei, et al. Interval prediction of electric vehicle charging load based on scene generation with multiple correlation days[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 7980-7990.
- [7] BUZNA L, DE FALCO P, FERRUZZI G, et al. An ensemble methodology for hierarchical probabilistic electric vehicle load forecasting at regular charging stations[J]. Applied Energy, 2021, 283: 116337.
- [8] 周思佳,高赞鹏,陈知琨,等.基于出行链及轨迹大数据的综合商业体充电站选址规划[J].电工技术,2023(12):165-168.
ZHOU Sijia, GAO Yunpeng, CHEN Zhikun, et al. Charging station location planning for integrated commercial complexes based on travel chain and trajectory big data [J]. Electric Engineering, 2023(12): 165-168.
- [9] IVERSEN E B, MOLLER J K, MORALES J M, et al. Inhomogeneous Markov models for describing driving patterns [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 581-588.
- [10] 周椿奇,向月,童话,等.轨迹数据驱动的电动汽车充电需求及V2G可调控容量估计[J].电力系统自动化,2022,46(12):46-55.
ZHOU Chunqi, XIANG Yue, TONG Hua, et al. Trajectory-data-driven estimation of electric vehicle charging demand and vehicle-to-grid regulable capacity [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 46-55.
- [11] 张谦,王众,谭维玉,等.基于MDP随机路径模拟的电动汽车充电负荷时空分布预测[J].电力系统自动化,2018,42(20):59-66.
ZHANG Qian, WANG Zhong, TAN Weiyu, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicle based on MDP random path simulation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 59-66.
- [12] 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.
SHAO Yinchu, 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.
- [13] 杨锦.基于数据驱动的电动汽车快充需求预测及充电站规划研究[D].北京:北京交通大学,2021.
YANG Jin. Research on demand prediction and charging station planning of electric vehicle fast charging based on data drive [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [14] 刘欢,马灏,戴浩然,等.基于整体统计特征和局部空间特征的色彩映射[J].中国科技论文,2023,18(7):746-752.
LIU Huan, MA Hao, DAI Haoran, et al. A color mapping method based on global statistical and local spacial characteristics [J]. China Sciencepaper, 2023, 18(7): 746-752.
- [15] 宋媛媛.基于行驶工况的纯电动汽车能耗建模及续航里程估算研究[D].北京:北京交通大学,2014.
SONG Yuanyuan. Research on energy consumption modeling and driving range estimation of pure electric vehicles based on driving conditions [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.
- [16] 陈旭,陆丽丽,曹祖平,等.道路阻抗函数研究综述[J].交通运输研究,2020,6(2):30-39.
CHEN Xu, LU Lili, CAO Zuping, et al. Review of studies on road impedance functions [J]. Transport Research, 2020, 6(2): 30-39.
- [17] 易小泉.出租车最优路径Floyd算法求解[J].计算机产品与流通,2020(6):134-136.
YI Xiaoquan. The optimal taxi path is solved by Floyd algorithm [J]. Computer products and distribution, 2020(6): 134-136.
- [18] 市政府办公室关于印发苏州市“十四五”电动汽车公共充换电设施规划的通知 [EB/OL]. (2022-05-30) [2023-11-20]. <https://www.suzhou.gov.cn/szsrnzf/zfbgswj/202206/b9152963df214b2b8ba02ad07ab8a80d.shtml>.
Notice of Municipal Government Office on the issuance of the “14th Five-Year Plan” for public charging and swapping facilities for electric vehicles in Suzhou [EB/OL]. (2022-05-30) [2023-11-20]. <https://www.suzhou.gov.cn/szsrnzf/zfbgswj/202206/b9152963df214b2b8ba02ad07ab8a80d.shtml>.
- [19] 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 Lidan, NIE Yongquan, ZHONG Qing. A model for electric vehicle charging load forecasting based on trip chains [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 216-225.

文欣(1998—),女,硕士,主要研究方向:电动汽车与电网互动技术。E-mail:220213059@seu.edu.cn

黄学良(1969—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:电动汽车与电网互动技术、分布式发电及其接入电网、智能用电技术、无线电能传输技术。E-mail: xlhuang@seu.edu.cn

高山(1973—),男,博士,副教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统运行与控制、电网规划、分布式发电协调控制、智能调度、主动配电网。E-mail: shangao@seu.edu.cn

(编辑 蔡静雯)

Gridding Charging Demand Forecasting for Private Electric Vehicles Considering Regional Differences

WEN Xin, HUANG Xueliang, GAO Shan, LIU Yu, GU Yaru

(School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: To a certain extent, the difference in the location of geographical regions and the difference in functional attributes of regional grids result in the great difference in electric vehicle charging load within each grid. Because of the insufficient consideration of the difference in dynamic charging load distribution of electric vehicles in current research on electric vehicle charging demand forecasting, this paper proposes a data-driven gridding charging demand forecasting method for private electric vehicles considering the differences of geographical regions and the diversity of user trips. Firstly, data mining on the travel tracks of private electric vehicle users, the urban traffic network, and other data types is conducted. Mathematical models are constructed to obtain the origin-destination information of multi-stage trips and the basic travel patterns of private electric vehicle users. Secondly, the latitude and longitude coordinates of each point of interest (POI) are mapped to the geographic network based on the geographic information system platform. Various POI quantity sets combined with users' daily travel purposes in the geographic area grid are classified. The natural classification method is adopted to implement accurate grid division of the studied geographic area. The functional area grid includes five categories: the work area, the business area, the living area, the residential area, and the mixed area. An origin-destination information probability matrix for each functional area is established in multiple periods. Combined with the obtained distribution results of private electric vehicles in each grid, this paper establishes an electric vehicle charging load forecasting model based on the Monte Carlo method to capture the continuous changes of electric vehicle electricity amount transferred between grids. Based on the actual historical data of electric vehicles in Suzhou, China, and taking a region of Suzhou as the application environment, the simulation of charging demand forecasting for private electric vehicles in each functional region is completed. The simulation results verify the rationality of regional grid division and the accuracy of charging demand forecasting.

This work is supported by Jiangsu Provincial Science and Technology Innovation Special Fund for Carbon Peak and Carbon Neutrality (No. BE2022030-2) and National Key R&D Program of China (No. 2021YFB2501600).

Key words: electric vehicle; private electric vehicle; charging demand forecasting; regional difference; functional area; grid division; road network, origin-destination information; spatio-temporal distribution



附录 A

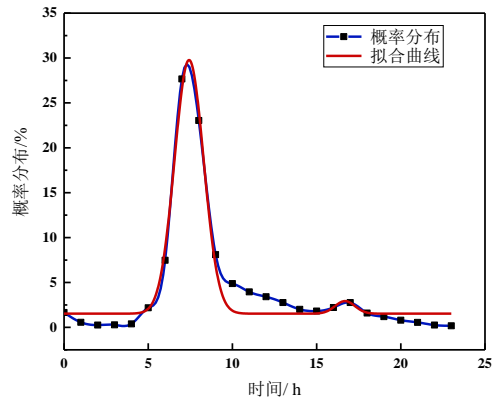


图 A1 首次出行时刻概率分布
Fig. A1 Probability distribution of first trip time

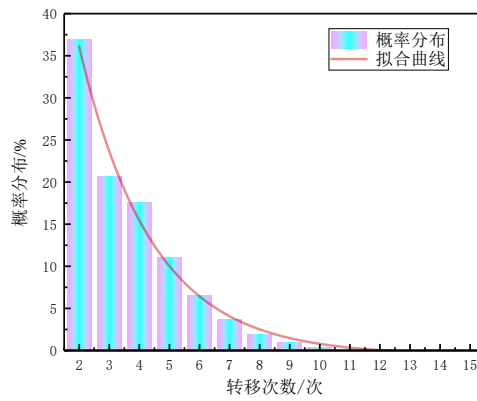
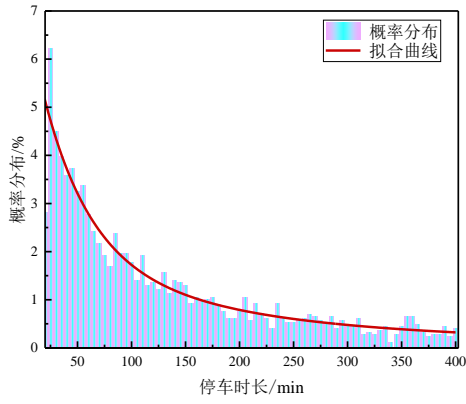
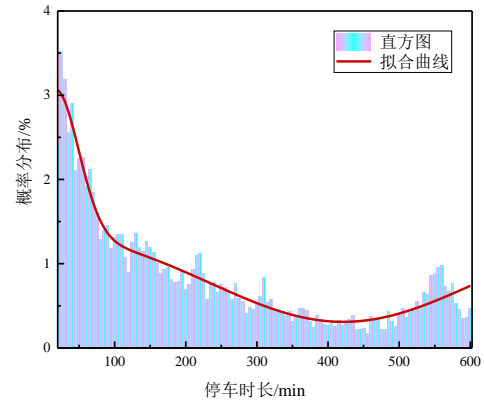


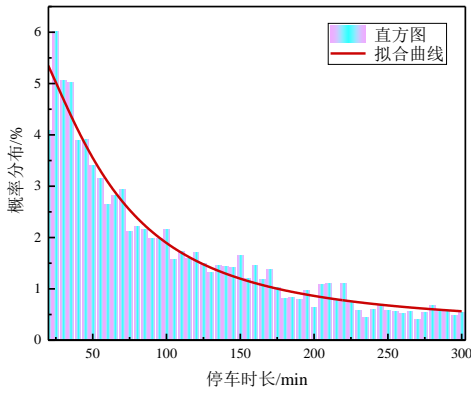
图 A2 转移次数概率分布
Fig. A2 Probability distribution of transfer times



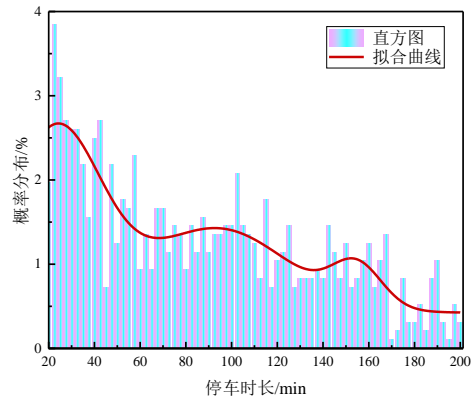
(a) 住宅区



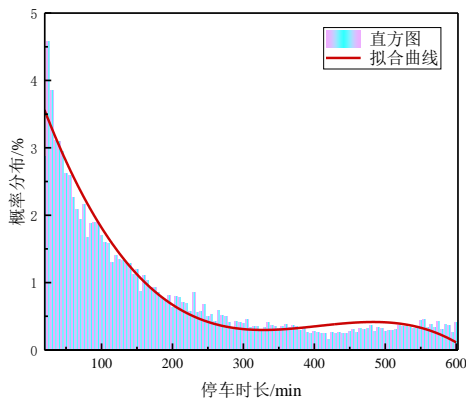
(b) 工作区



(c) 商业区



(d) 生活区



(e) 混合区

图 A3 各目的地停车时长概率分布
Fig. A3 Probability distribution of parking time at various destinations

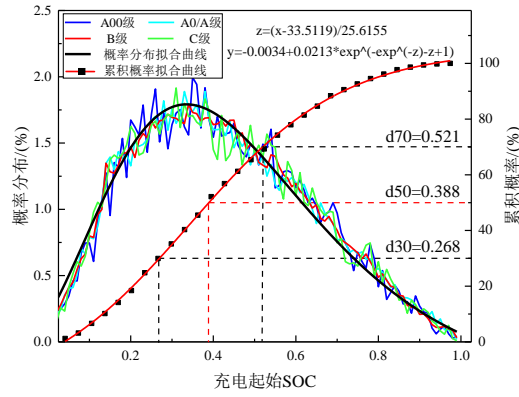


图 A4 充电起始SOC概率分布
Fig. A4 SOC probability distribution of charge initiation

附录 B

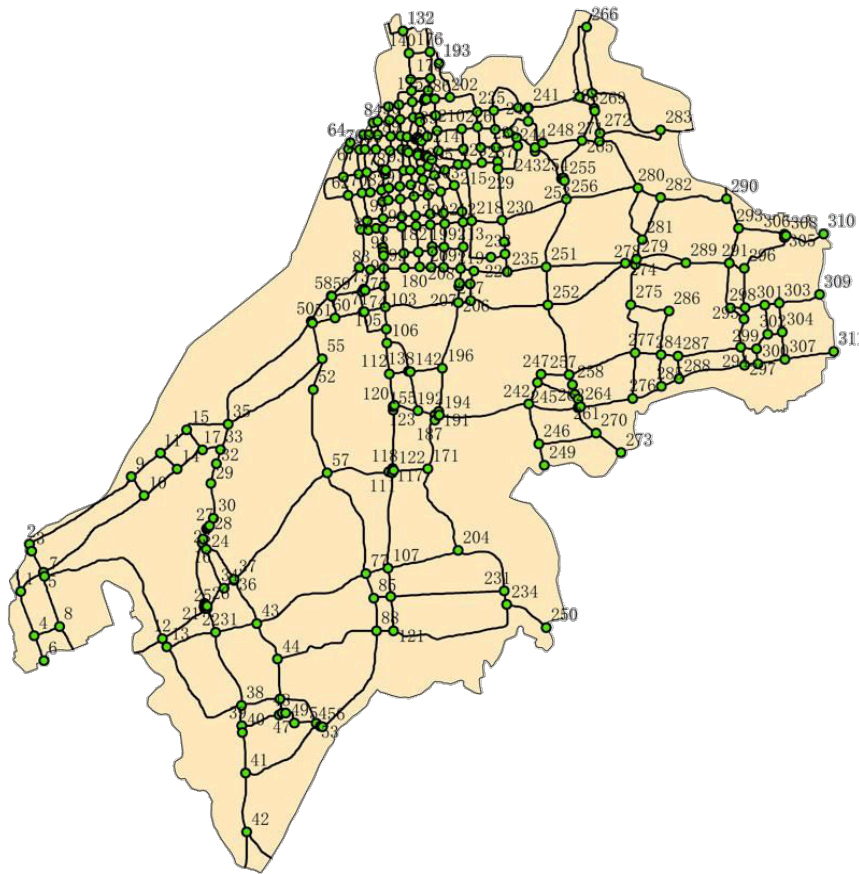


图 B1 交通路网拓扑结构示意图
Fig. B1 Schematic diagram of traffic network topology