

基于GPS轨迹挖掘的电动出租车充电站规划

苏粟¹,李玉璟¹,贾泽瑞¹,杨锦²,夏明超¹,陈奇芳¹

(1. 北京交通大学 电气工程学院,北京 100044;2. 国网山西省电力公司晋城供电公司,山西 晋城 048000)

摘要:针对现有充电站的规划布局不能充分考虑电动汽车动态充电需求分布和用户充电排队问题的不足,提出了一种基于全球定位系统(GPS)轨迹挖掘的电动出租车充电站规划方法。通过对出租车的GPS轨迹数据和城市交通态势数据进行数据处理,挖掘城市居民打车需求的起讫点(OD)分布特征;设计电动出租车的充电仿真算法,模拟实际场景中电动出租车的接单行为、行驶行为及充电行为,建立电动出租车的充电需求时空分布预测模型;在此基础上,综合考虑充电站建设运行成本、电动出租车到站时间成本及充电等待时间成本,建立充电站规划模型。通过实际算例验证了所提规划模型的有效性,并进一步分析了充电站的建设成本系数、电动出租车的的时间成本折算系数、权重系数大小等参数对规划结果的灵敏度。结果表明:居民打车需求的OD分布决定了电动出租车的充电需求时空分布情况;在进行充电站规划时,充电机数量受充电站数量的变化影响较大,且电动出租车时间成本的变化对总成本的影响相对较明显。

关键词:电动出租车;充电站;GPS;轨迹挖掘;充电需求;规划

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202205005

0 引言

为了缓解能源和环境问题的严峻程度,发展电动汽车已成为全球共识。出租车作为城市交通网络中的重要交通工具,其单辆日行驶里程通常超过300 km,据计算,在汽车使用阶段的单位行驶里程下,电动出租车的碳排放量相较于燃油出租车约减少70%^[1]。因此,出租车行业实现全面电动化是大势所趋,其给社会环境带来的效益也是显而易见的。考虑到不同类型电动汽车的充电行为具有较大的差异性:电动私家车大多用于用户通勤、娱乐等,空闲时间相对较长,其相应的充电地点大多集中在办公停车场、居民小区等;电动公交车的运营时间和运营路线较固定,其大多在专用场站进行快速充电;电动出租车的日行驶里程较长,且充电地点较为灵活,制定切实可行的充电设施部署方案是出租车行业实现电动化的重要前提和基础^[2]。

充电站CS(Charging Station)的选址定容优化问题受到多种因素的制约,同时受城市土地建设、交通流量、城市人口分布等多方面的影响。文献[3]建立了以电网运行损失最小和充电站运行效益最优为目标的双层规划模型,但未考虑用户侧利益;文献[4]考虑服务能力最大化进行充电站网络规划;文献[5]以充电站年总成本最小为优化目标,虽然考虑了充电站的建设覆盖率,但未考虑用户侧利益。在此基础上,文献[6]将用户选择充电时的距离偏好和等待

时间偏好考虑在内,提高了用户充电的便利性;文献[7]引入用户广义充电成本的概念,用于描述通勤者到充电站充电所消耗的时间成本,但是未将用户到达充电站后的时间成本计算在内;文献[8-10]利用排队论建立了用户充电排队等待时间成本模型,对充电站容量进行优化;文献[11]将未来电动汽车数量的增长考虑在内,以充电站成本和用户经济损失最小为目标对充电站进行选址定容;文献[12]综合考虑电动出租车的出行需求、用户充电行为的耗时成本和充电站的建设成本,建立了电动出租车充电站的规划模型。上述研究均从充电站和用户二者的利益均衡角度出发,对充电站的选址定容进行优化,但是未对城市内电动汽车充电需求的时空分布状态进行详细建模,一般将其假设为已知或通过给定的起讫点OD(Origin Destination)需求简单得出。没有准确可靠的充电需求时空分布,就不能精确定位电动汽车到达每个充电点的行驶时间和排队时间,从而难以确保充电站选址定容结果的准确性。文献[13]基于电动出租车的全球定位系统GPS(Global Position System)数据建立充电站充电需求的时空分布预测模型,但未将GPS数据应用到充电站的规划领域;文献[14]提出了一种新的基于高密度城市地理信息系统GIS(Geographic Information System)的充电基础设施规划模型;文献[15]基于北京市出租车的历史轨迹,研究了公共充电站的位置选择问题;文献[16]基于2000年加州家庭旅游调查数据集和ArcGIS平台确定的已知地理位置之间的最短路径,确定覆盖率最大的充电位置集合;文献[17]基于罗马市区内传统私家车旅行的实际数据,采用集群分析方法确定候选充电站的位置;文献[18]对城市交

收稿日期:2021-10-27;修回日期:2022-02-25

在线出版日期:2022-04-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51677004)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51677004)

通进行网格化处理,根据电动汽车用户的旅行记录确定停车次数在空间上的分布情况,以此优化充电站的位置。但上述研究只对充电站的选址进行了规划,未进一步对站内充电机的数量进行优化。

针对城市出租车实现全面电动化面临的充电设施规划问题,本文将实时交通模拟、充电行为模拟和数学优化模型相结合,提出了基于出租车GPS轨迹数据挖掘的充电站规划方法,通过确定充电站的位置及站内充电机的数量配置,保证城市电动出租车系统的正常高效运行。首先,采用数据挖掘技术获取城市交通网络和车辆的运行数据,基于出租车GPS行驶轨迹数据生成区域内居民打车需求信息;然后,设计电动出租车的充电仿真算法,根据行驶轨迹模拟实际场景中电动出租车的接单行为及充电行为,建立电动出租车的充电需求时空分布模型;最后,基于充电需求时空分布预测结果,综合考虑充电站建设运行成本和电动出租车时间成本,提出电动出租车充电站的综合规划方法。

1 城市出行数据的挖掘与融合

本文以滴滴出行公布的西安市部分区域2016年10月至11月订单轨迹数据(数据源自“盖亚数据开放计划^[19]”)为基础,选取西安市的核心区域为研究对象,区域的经度范围为 $108^{\circ}54'2''E\sim 108^{\circ}59'53''E$,纬度范围为 $34^{\circ}12'29''N\sim 34^{\circ}16'41''N$,示意图如附录A图A1所示,地图信息从高德地图获取。数据集描述、数据清洗及处理、地图匹配、功能区识别等数据处理过程见附录B。基于滴滴出行的数据集,通过数据挖掘与融合进行建模分析,获取出租车路网通行数据集、OD出行集、车辆行驶轨迹集等一系列衍生数据。

1) 路网通行数据集。

利用高德地图经纬度拾取器获取道路重要节点的经度、纬度信息,结合Open Street Map开源网站获取所选区域路网的矢量图,采用图论分析方法描述交通路网的拓扑结构,如式(1)所示。

$$\begin{cases} G_c=(N, E, D, V) \\ N=\{i|i=1, 2, \dots, n\} \\ E=\{l|l=1, 2, \dots, m\} \\ D=\{d_l|l=1, 2, \dots, m\} \\ V=\{v_l|l=1, 2, \dots, m\} \end{cases} \quad (1)$$

式中: G_c 为整个交通路网的拓扑结构图,由节点集合 N 、道路集合 E 、道路长度集合 D 、车辆通行速度集合 V 四部分组成; n 为节点数量; m 为道路数量; d_l 、 v_l 分别为道路 l 的长度、车辆通行速度。通过计算每个GPS轨迹点的瞬时通行速度,得到不同时刻道路中车辆的通行速度信息。

2) OD出行集。

将出租车轨迹数据按照时间序列进行排列,提取每个订单的上车点和下车点,得到OD数据 $g=\{L_o, T_o, L_d, T_d\}$,其中 L_o 、 L_d 分别为起点、终点位置, T_o 、 T_d 分别为出发、到达时间。遍历所有订单,得到OD出行集 $G_{od}=\{g_1, g_2, \dots, g_M\}$,其中 $g_j(j=1, 2, \dots, M)$ 为第 j 个订单OD数据, M 为该天的有效出行订单数量。

融合OD出行集和附录C图C1所示功能区识别结果,得到城市居民打车出行的时空分布特征,如附录C图C2所示。

3) 车辆行驶轨迹集。

基于地图匹配结果进行车辆轨迹识别,每个订单的起点位置与终点位置之间行驶轨迹的交通节点集合可表示为:

$$P^j=\{L_o^j, L_1^j, \dots, L_s^j, \dots, L_d^j\} \quad (2)$$

式中: P^j 为第 j 个订单行驶轨迹的交通路网节点集合; L_o^j 、 L_d^j 分别为第 j 个订单的起点、终点位置; L_s^j 为第 j 个订单途径的第 s 个位置,本文采用笛卡尔坐标系表示交通路网中节点的空间位置,若途径位置 L_s^j 位于交通路网节点 i ,则其在坐标系中的位置可表示为 (x_i, y_i) 。

2 电动出租车充电需求时空分布预测模型

2.1 运营特性

1) 运营时间。出租车公司实行两班制运营,受行业或管理因素的影响,部分出租车采取一班制运营。换班时段一般为07:00—08:00、15:00—16:00,具体的换班时刻由2名司机协商决定,且电动出租车凌晨是否运营取决于司机自身。

2) 载客行驶特性。电动出租车司机根据自身经验选择最短/最快路线或根据打车软件的既定路线行驶,将乘客载至目的地,且在载客过程中不能进行电能补给。

3) 空载行驶特性。在空载行驶阶段,电动出租车司机根据自身经验或相关软件向订单密集区域行驶,期望在最短时间内找到有打车需求的乘客^[20]。

2.2 充电特性

本文选取电动出租车车型为比亚迪E5,电池容量为60.48 kW·h。电动出租车在不同等级道路上行驶的单位里程耗电量可表示为:

$$\begin{cases} \varepsilon_l^1=0.247+1.52/v_{l,t}-0.004v_{l,t}+2.992\times 10^{-5}v_{l,t} \\ \varepsilon_l^2=-0.179+0.004v_{l,t}+5.492/v_{l,t} \\ \varepsilon_l^3=0.21-0.001v_{l,t}+1.531/v_{l,t} \end{cases} \quad (3)$$

式中: ε_l^1 、 ε_l^2 、 ε_l^3 分别为电动出租车在一级、二级、三级道路 l 上的单位行驶里程耗电量; $v_{l,t}$ 为时段 t 电动出租车在道路 l 上的通行速度。

2.3 充电需求判断

电动出租车会在以下 3 种场景产生充电需求。

1) 剩余电量达到阈值场景: 本文设定电动出租车产生充电需求时的电池荷电状态 SOC(State Of Charge) 阈值为 30%, 电动出租车司机在结束本次行程的最后 1 min 内可以使用打车软件接收下一个订单。若电池 SOC 小于 30% 且巡游 1 min 后仍无乘客订单, 则产生充电需求; 若电池 SOC 小于 20%, 则立即产生充电需求。

2) 换班场景: 电动出租车的换班时段由西安市出租汽车管理处获得, 两班制运营的换班时段为 07:00—08:00、15:00—16:00。当电动出租车处于换班时段内且订单完成时产生换班信号, 其在换班时段前及换班时段内是否需要充电由电池剩余电量决定。若在换班过程中需要充电, 则换班过程的持续时长为该电动出租车的充电时长; 若在换班过程中无需充电, 则经换班后可继续接单。第 h 辆电动出租车的充电需求判断如式(4)所示。

$$\frac{(1-S_{\text{soc}}^{h,\text{now}})E_{\text{EV}}}{P} > t_{\text{switch}}^h - t_{\text{now}}^h + t_{\text{wait}} \quad (4)$$

式中: t_{now}^h 、 t_{switch}^h 分别为第 h 辆电动出租车的当前时刻、换班时刻; $S_{\text{soc}}^{h,\text{now}}$ 为当前时刻第 h 辆电动出租车的电池 SOC; E_{EV} 为电动出租车的电池容量; P 为充电功率; t_{wait} 为电动出租车前往充电站途中及排队等待耗时留有的时间裕度, 本文设定为 10 min。

此时第 h 辆电动出租车因换班要求产生充电需求的充电时长 t_c^h 可表示为:

$$t_c^h = \frac{(0.95 - S_{\text{soc}}^{h,\text{now}})E_{\text{EV}}}{P} \quad (5)$$

第 h 辆电动出租车换班过程的持续时长 t_{change}^h 如式(6)所示, 待充电完成后司机可继续接单行为。

$$t_{\text{change}}^h = t_{\text{now}}^h + t_c^h + t_{\text{wait}} - t_{\text{switch}}^h \quad (6)$$

3) 三餐场景: 电动出租车会在司机吃饭的时段内短暂停止运营, 部分司机会选择在午餐/晚餐时段进行短时间充电。设定在 12:00—13:00 时段内, 若司机寻客 5 min 仍无订单, 则产生午餐需求, 且在下午不换班的一班制运营模式下, 一般有 20% 的司机会选择将电动出租车停至充电站, 边充电边进餐, 但若临近换班时段, 司机的运营意愿较高, 则该比例会降低至 10%。在 18:00—20:00 时段内, 若司机寻客 5 min 仍无订单, 则产生晚餐需求, 下午没有进行换班的司机中有 20% 会选择将电动出租车停至充电站, 边充电边进餐, 其他司机会因为下午刚换班而没有晚餐需求或者会选择快速解决晚餐。

在司机吃饭过程产生充电需求的充电时长与午餐和晚餐的时长相同, 分别服从正态分布 $N(22.8, 2)$ 和 $N(23.7, 2)$ ^[21], 单位为 min。

2.4 充电需求预测

将 OD 出行集作为城市居民的打车需求, 设计电动出租车的充电仿真算法, 模拟电动出租车的运营场景, 建立电动出租车充电需求时空分布预测模型, 流程图如附录 D 图 D1 所示, 具体步骤如下。

1) 通过对订单数据集进行挖掘与融合, 获取研究区域范围、路网通行数据集、OD 出行集、车辆行驶轨迹集等一系列衍生数据。

2) 初始化电动出租车的参数, 包括电动出租车总数量 N_{EV} 、采取一班制和两班制运营模式的电动出租车数量、开始工作时刻、结束工作时刻、换班时刻以及初始电量。

3) 按开始工作时刻对电动出租车进行编号。

4) 对第 h 辆电动出租车的出行进行模拟, 判断其是否产生充电需求, 若产生, 则记录充电需求产生的时刻 t_{now}^h 和位置 L_x , 将该辆电动出租车加入电动出租车充电需求集合, 计算其充电时长 t_c^h , 令其在 $[t_{\text{now}}^h, t_{\text{now}}^h + t_c^h]$ 时段内停止运营, 并令 $h = h + 1$, 重复步骤 4); 否则, 转至步骤 5)。

5) 进入寻客过程, 设定电动出租车以一定的速度(寻客速度)在路网中巡游, 直至接单, 提取该订单需求的起点和终点, 并前往起点接乘客。订单 OD 需满足式(7)。

$$\begin{cases} t_o < t_{\text{now}}^h \\ \|L_x - L_o\|_2 \leq 1 \text{ km} \end{cases} \quad (7)$$

式中: t_o 为订单需求产生的时刻。式(7)表示该订单需求产生的时刻要早于当前时刻, 且订单需求的起点位置与电动出租车之间的距离在 1 km 以内。

6) 司机接单, 更新订单需求, 即在订单需求库中删除该需求。

7) 到达乘客上车点, 进入载客阶段, 记录当前时刻 t_{now}^h 以及当前时刻电动出租车的电池 SOC $S_{\text{soc}}^{h,\text{now}}$ 和位置 L_x , 将该 OD 的实际历史轨迹作为行驶路径, 提取该时段内行驶路径对应的道路上电动出租车的通行速度信息, 计算行驶时间, 到达目的地后更新 $S_{\text{soc}}^{h,\text{now}}$ 、 L_x 、 t_{now}^h 。

8) 判断是否到下班时刻, 若是, 则第 h 辆电动出租车在 $[t_{\text{now}}^h, t_{\text{switch}}^h]$ 时段内停止运营, 转至步骤 9); 否则, 直接转至步骤 9)。

9) 判断 h 是否等于电动出租车总数量 N_{EV} , 若等于, 则结束流程; 否则, 令 $h = h + 1$, 转至步骤 4)。

基于上述流程建立电动出租车的充电需求时空分布模型, 为充电站的规划建模提供必要的输入数据。对于人口相对稳定、道路基础设施发达的城市而言, 其居民出行模式、交通系统趋于一致并保持稳定。在可预测的未来情况下, 可根据电动汽车市场的渗透率, 利用现有的出租车轨迹来估计充电时空

分布的演化状况,对充电网络进行改造或扩建。

3 电动出租车充电站规划模型

本文提出一种将实时交通模拟、电动出租车接单行为模拟、行驶轨迹模拟、充电行为模拟和数学优化模型相结合用于解决城市大规模充电网络规划问题的方法。基于电动出租车的充电需求时空分布模型,将OD出行集和交通网络属性作为输入,模拟电动出租车的接单行为和路径选择行为,获取充电需求的时间和空间分布状况。在此基础上,综合考虑充电站的建设运行成本、电动出租车的到站时间成本和充电等待时间成本,确定充电站规划的最佳位置和充电机的最优数量。

3.1 充电站的建设运行成本

考虑时间范围 $\Gamma=\{0, 1, \dots, T\}$ 内的电动出租车行驶轨迹数据集,根据第2节确定充电需求时空分布。考虑到合适的充电地点应该有足够的停车位和良好的可达性,候选充电地点可以是出租车站、加油站和停车场,并可获取其位置信息。

若候选站点 $i \in I$ (为所选的充电站点集合) 被选为建设充电站,则应考虑充电站的建设运行成本,主要包括前期建设时的土建、电网设施、充电机、相关保护设备等的建设成本和投入运营后的设备日常维护成本、人力费用等。充电站的建设成本 C_{station} 可表示为:

$$C_{\text{station}} = \sum_{i \in I} c^{\text{station}} X_i \quad (8)$$

式中: c^{station} 为候选站点建设充电站的固定施工成本; X_i 为决策变量,若在候选站点 i 处建设充电站则 $X_i=1$, 否则 $X_i=0$ 。

充电机成本 C_{charger} 由购买及安装成本组成,如式(9)所示。

$$C_{\text{charger}} = c^{\text{charger}} \sum_{i \in I} k_i X_i \quad (9)$$

$$k_i \in \mathbf{N} \quad (10)$$

$$AX_i \leq k_i \leq BX_i \quad (11)$$

式中: c^{charger} 为单台充电机的购买及安装成本; k_i 为候选站点 i 处充电站内的充电机数量,如式(10)所示为一个非负整数,且为了保证服务质量需满足式(11)所示约束; A 、 B 分别为充电站内允许安装充电机的最小、最大数量。

综上,充电站的建设运行成本 $C_{\text{infrastructure}}$ 可表示为:

$$C_{\text{infrastructure}} = \frac{r_0(1+r_0)^{m_s}}{(1+r_0)^{m_s}-1} (C_{\text{station}} + C_{\text{charger}} + \xi C_{\text{charger}}^2) \quad (12)$$

式中: r_0 为贴现率; m_s 为充电站的折旧年限; ξ 为充电机配套设施费用的等效系数。

3.2 电动出租车的的时间成本

电动出租车的的时间成本包括到站时间成本和充电等待时间成本。假设当产生充电需求时,电动出

租车司机拟选择最短耗时路径到达充电站,计算所有电动出租车从充电需求产生地点到达候选充电站点的时间成本,如式(13)所示。

$$C_{\text{travel}} = c^{\text{time}} \sum_{q \in Q} \sum_{i \in I} z_i^q d_i^q \quad (13)$$

$$d_i^q = \min_{l \in E_l^q} \sum \phi d_l / v_{l,i} \quad (14)$$

$$\sum_{i \in I} z_i^q = 1 \quad q \in Q \quad (15)$$

$$z_i^q \in \{0, 1\} \quad q \in Q, i \in I \quad (16)$$

式中: C_{travel} 为到站时间成本; c^{time} 为时间成本折算系数; Q 为充电需求集合; z_i^q 为充电站选址规划的决策变量,若充电需求 q 被分配至候选站点 i 处充电站则 $z_i^q=1$, 否则 $z_i^q=0$; d_i^q 为充电需求 q 产生地点至候选站点 i 处充电站之间最短耗时路径上的通行时间; E_l^q 为充电需求 q 选择候选站点 i 处充电站进行充电时所行驶经过的道路集合; ϕ 为行驶经过道路的系数,若行驶经过该道路全程则取值为1,若仅行驶经过该道路半程则取值为0.5,若不行驶经过该道路则取值为0。

当电动出租车到达目的地时,若充电站内仍有空闲充电机,则可以安排立即充电;若充电机均被占用(即发生充电拥堵),则需要排队等待。本文对实际70座充电站1个月的真实运营数据进行分析,得到充电站内电动汽车到达时间间隔服从负指数分布,并对充电站内15369条快充订单的充电时长进行概率拟合,如图1所示。图中曲线为使用期望最大化EM(Expectation-Maximum)算法得到的拟合曲线,其充电时长期望为0.736 h,方差为0.1225,拟合公式如式(17)所示。

$$y = 2.982 \times 10^{-3} \exp\left[-\frac{(t_c - 74.4)^2}{2 \times 10.2^2}\right] + 9.854 \times 10^{-3} \times \exp\left[-\frac{(t_c - 19.9)^2}{2 \times 7.84^2}\right] + 1.2107 \times 10^{-2} \exp\left[-\frac{(t_c - 48.5)^2}{2 \times 13.45^2}\right] \quad (17)$$

式中: t_c 为充电时长,其服从多高斯分布。

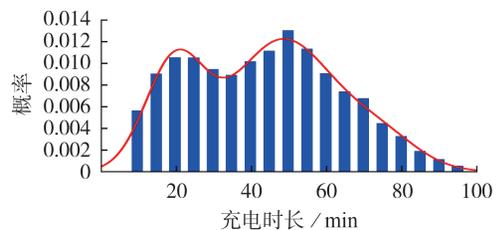


图1 充电时长概率分布

Fig.1 Probability distribution of charging time

由真实充电站的运营数据获得电动出租车司机到达时间间隔服从负指数分布,充电时长服从多高斯分布,符合M/G/k排队模型。M/G/k排队模

型中的服务时长服从一般分布 G , 一般分布 G 的期望为 E_T , 方差为 V_T , 则 $M/G/k$ 排队模型的平均等待时长 W_q^G 的近似计算公式为:

$$W_q^G = \frac{V_T + E_T^2}{2E_T(k_i - \lambda E_T)} \left[1 + \sum_{j=0}^{k_i-1} \frac{(k_i-1)!(k_i - \lambda E_T)^j}{j!(\lambda E_T)^{k_i-j}} \right]^{-1} \quad (18)$$

$$L_q^G = \lambda W_q^G \quad (19)$$

$$L_s^G = L_q^G + \lambda/\mu \quad (20)$$

$$\lambda/(k_i\mu) < 1 \quad (21)$$

$$W_q^G < t_{\text{wait}} \quad (22)$$

式中: λ 为单位时段内到达充电站的电动出租车数量; L_q^G 为单位时段内排队等待的电动出租车数量; L_s^G 为单位时段内的电动出租车总数量, 即排队等待和正在充电的电动出租车数量之和; μ 为平均每台充电机在单位时段内服务的电动出租车数量。

在规划模型中, 通过改变充电站内充电机的数量 k_i , 可根据式(18)计算得到该充电站不同容量配置下电动出租车的平均等待时长。由第 2 节的电动出租车充电需求时空分布预测模型可得到一天内各时段在各交通节点处的充电需求数量, 通过规划模型可得到到达每座充电站的充电需求数量。一天内电动出租车的充电等待时间成本 C_{waiting} 可表示为:

$$C_{\text{waiting}} = c^{\text{time}} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} W_{q,i,t}^G n_{i,t} \quad (23)$$

式中, $W_{q,i,t}^G$ 为时段 t 候选站点 i 处充电站内电动出租车的平均等待时长; $n_{i,t}$ 为时段 t 候选站点 i 处充电站服务的电动出租车数量。

综上, 电动出租车的的时间成本 C_{taxi} 可表示为:

$$C_{\text{taxi}} = T_{\text{year}} (C_{\text{travel}} + C_{\text{waiting}}) \quad (24)$$

式中: T_{year} 为规划天数。

3.3 综合优化目标函数

充电站规划的目的是确定充电站的建设位置和充电机的配置数量。当充电机数量足够大时, 虽然站内不会出现排队等待现象, 但充电站的建设运行成本会急剧增加; 当充电机数量不大时, 电动出租车的排队等待时间会延长, 导致充电站的服务水平降低, 不利于充电站的长期运营。为此, 需要通过权衡电动出租车的的时间成本与充电站的建设运行成本两方面, 建立充电站的规划模型。目标函数为:

$$\min \{ \alpha C_{\text{infrastructure}} + (1-\alpha) C_{\text{taxi}} \} \quad (25)$$

式中: $\alpha \in [0, 1]$ 为权重系数。

4 算例分析

4.1 场景描述

本文利用西安市部分区域 2016 年 10 月至 11 月共 61 d 的订单轨迹数据, 对每天的电动出租车轨迹数据进行处理, 轨迹数据处理流程图如附录 D 图 D2 所示。考虑城市充电站的规划建设应以最大限度地

满足电动出租车司机的运营利益为目标, 同时兼顾建设运行成本, 本文选择在充电高峰时段进行规划, 此时的充电订单较多, 充电需求较平时段高; 同时, 在规划过程中考虑电动出租车的充电等待时间, 其平均等待时长不超过 10 min。基于 2.4 节模拟得到每天的充电需求时空分布情况, 选取其中单天充电需求数量最多且在充电高峰时段内充电需求数量最多的 1 d, 作为该区域内充电站规划的参考日, 生成区域充电需求的空分布。通过高德地图经纬度拾取器获取道路重要节点的经度、纬度信息, 结合 Open Street Map 开源网站获取所选区域的路网矢量图。研究区域道路拓扑结构如附录 D 图 D3 所示, 共包含 373 个交通节点以及 638 条道路, 其中一级道路、二级道路分别为 255、383 条。电动出租车充电站规划模型的相关参数参考文献[22-23], 具体取值如附录 D 表 D1 所示。

4.2 充电需求预测结果

利用 11 月 21 日至 27 日的 GPS 轨迹数据, 得到该一周内的充电需求分布, 如附录 D 图 D4 所示。可以看出, 一周内非工作日与工作日的充电需求分布比较相似, 非工作日的充电需求量较工作日的充电需求量有所降低。为了直观地表达充电需求在空间上的分布, 将充电需求点聚集至与其距离最近的交通节点, 11 月 25 日充电需求预测结果的空间分布情况如附录 D 图 D5 所示, 图中红色柱体为交通节点及在节点附近产生充电需求的频次, 平面为研究区域的路网拓扑结构。

结合附录 A 图 A1 和附录 D 图 D5 可知, 研究区域大多位于市区, 人流量较大, 打车点和下车点都相对密集, 造成部分边缘区域的充电需求较多。1 d 内的总充电需求数量为 2234, 预测所得充电需求中有 71.75% 发生在一级道路上, 而在本文研究的路网拓扑中, 一级道路仅占道路总数的 39.9%, 因此可推断道路等级越高, 电动出租车在该路段产生充电需求的概率越大。文献[24]对波士顿地区进行研究, 验证了主要道路上电动汽车充电需求更多的结论。

以半径为 1000 m 的圆形区域为例, 通过计算充电需求数量与交通节点数量的皮尔逊相关系数, 得到二者在一定区域内具有较强的正相关性, 交通节点数量每增加 5 个, 有充电需求的电动出租车数量约增加 119 辆, 即在路网越密集的区域, 电动出租车产生充电需求的概率越大。

由上述分析可知, 充电需求与空间域的道路等级、交通路网密度的相关性较强, 即在产生充电需求概率较高的区域内, 交通特征比区域功能特征更明显。在充电站选址规划中, 从投资商的利益角度出发, 交通功能比土地使用功能更重要[25]。

4.3 充电站规划结果分析

为了得到最优的充电站规划配置方案,以1 d中充电订单最多的时段为充电站规划基础,利用改进的自适应惯性权值粒子群优化算法对规划模型进行求解。模型求解过程见附录E,求解流程图见附录E图E1。当充电站数量为3~17座时,由式(25)可得总成本的变化情况如图2所示。

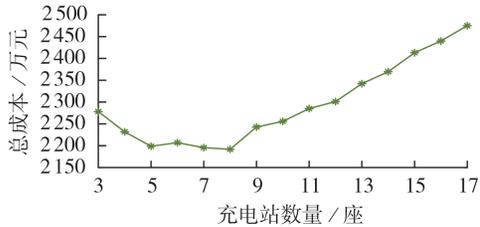


图2 总成本随充电站数量的变化情况
Fig.2 Change of total cost vs. number of charging stations

由图2可以看出:当充电站数量少于8座时,电动出租车的到站时间成本占据较大的比重,由于充电站数量过少,电动出租车的到站时间成本增加,导致总成本较高;当充电站数量为8座时,总成本最小;随着充电站数量继续增多,虽然在一定程度上减少了电动出租车的到站时间成本和充电等待时间成本,使其时间成本降低,但是充电站的建设运行成本大幅增加,导致总成本增大。综上可知,充电站的最优规划数量为8座。

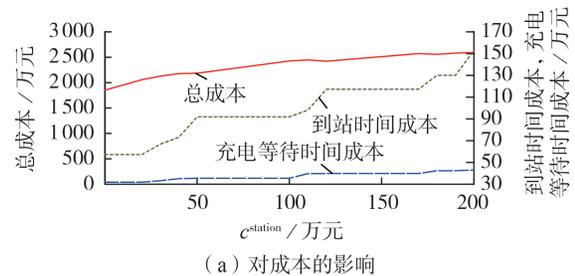
8座充电站(CS_1 — CS_8)的最优规划结果如附录F图F1和表1所示。由表1可知,8座充电站的充电桩配置数量均在允许安装充电桩的最小、最大数量范围内,电动出租车的平均等待时长均小于10 min。以充电需求数量较多或排队等待时间较长的 CS_1 、 CS_2 、 CS_4 为例,对站内的充电情况进行动态仿真。在14:00—15:00时段, CS_1 、 CS_2 、 CS_4 内有充电需求的电动出租车数量分别为75、74、33辆,充电桩的最优配置数量分别为42、41、19台,电动出租车的到达时刻、离开时刻、充电等待时长、停留时长如附录F图F2所示。由图可知,3座充电站的平均等待时长均在10 min以内,且在14:00时刻, CS_1 内的空闲充电桩

数量明显少于 CS_2 内的空闲充电桩数量,当 CS_1 服务的电动出租车数量超过10辆时出现排队现象,此时的停留时长为排队等待时长与充电时长之和。

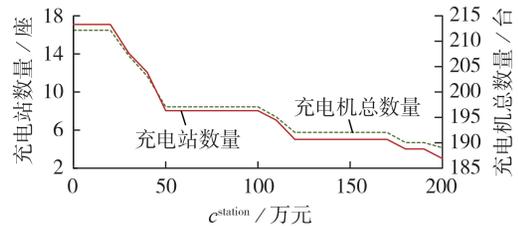
4.4 灵敏度分析

本节分析候选站点建设充电站的建设成本系数 c^{station} 、电动出租车时间成本折算系数 c^{time} 、权重系数 α 、电动出租车电池容量等参数对规划结果的影响。

c^{station} 变化对规划结果的影响如图3所示。由图3(a)可以看出,随着 c^{station} 增大,总成本以稳定的斜率增大,到站时间成本和充电等待时间成本间断性增大。由图3(b)可以看出,随着 c^{station} 增大,充电站数量不断减少,为了最大限度地满足电动出租车的充电需求,虽然每座充电站内的充电桩数量有所增大,但充电桩的总数量受充电站数量的影响而减少。该区域内充电站的分布密度随充电站数量的减少而降低,电动出租车的到站时间成本增大,且由于充电桩总数量减少,单座充电站内的充电需求数量增多,电动出租车的平均等待时长有所增大。



(a) 对成本的影响



(b) 对充电站数量和充电桩总数量的影响

图3 c^{station} 变化对规划结果的影响

Fig.3 Influence of c^{station} change on planning results

c^{time} 变化对规划结果的影响如图4所示。由图4(a)可以看出,随着 c^{time} 取值的增大,总成本、电动出租车的到站时间成本和充电等待时间成本呈近线性

表1 充电站的最优规划结果

Table 1 Optimal planning results of charging stations

充电站	经度,纬度/(°)	充电桩数量/台	平均等待时长/min	充电站建设成本/万元	充电站年运行成本/万元	电动出租车到站时间成本/万元	电动出租车充电等待时间成本/万元
CS_1	108.94690, 34.22526	42	5.26	58.33	56.2	22.54	6.63
CS_2	108.95354, 34.26000	41	7.47	66.17	55.1	17.62	9.28
CS_3	108.91276, 34.24012	21	5.32	46.01	33.1	8.66	3.22
CS_4	108.99559, 34.26980	19	7.57	49.37	30.9	12.94	4.19
CS_5	108.98357, 34.21341	20	4.96	51.61	32.0	10.62	2.83
CS_6	108.91253, 34.21722	18	7.00	32.58	29.8	5.73	3.64
CS_7	108.92173, 34.27365	17	6.47	71.77	28.7	7.44	3.15
CS_8	108.96196, 34.27357	19	4.62	31.46	30.9	6.22	2.48

增长趋势,须通过增加充电站数量来提高区域内的充电站分布密度,进而减少电动出租车的到站时间成本,通过增加充电机的数量来避免充电等待时间成本的过度增加。结合图 3 和图 4(b)可知,充电站数量对充电机总数量的影响较大,充电机总数量随着充电站数量的变化而同时变化。

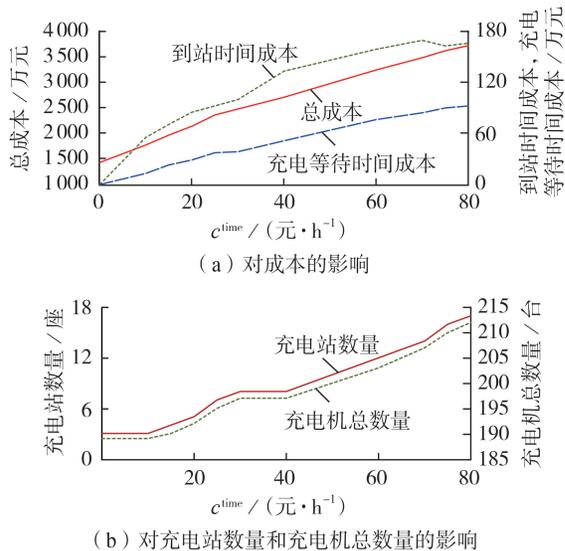


图 4 c^{time} 变化对规划结果的影响

Fig.4 Influence of c^{time} change on planning results

权重系数 α 变化对规划结果的影响如图 5 所示。由图可知:随着权重系数 α 逐渐增大,充电站数量和充电机总数量均显著减少,因此导致电动出租车的到站时间成本和充电等待时间成本增大;随着权重系数 α 逐渐增大,电动出租车的利益在规划目标中的比重逐渐下降,且电动出租车的的时间成本相比充电站的建设运行成本在数值上较小,因此总成本呈现缓慢减小的趋势。

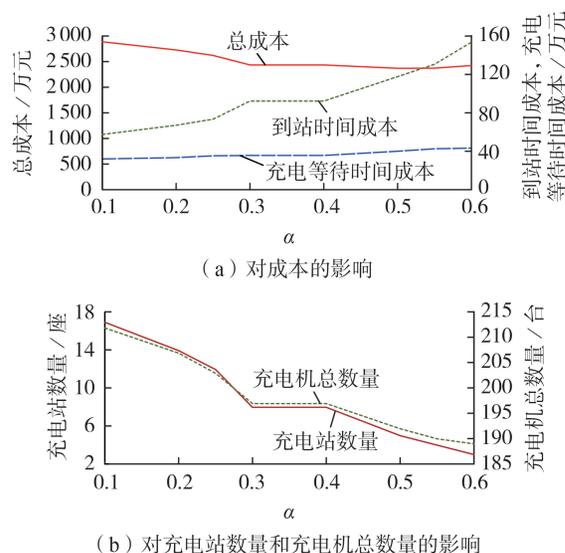


图 5 α 变化对规划结果的影响

Fig.5 Influence of α change on planning results

上述均在电池容量为 $60.8 \text{ kW}\cdot\text{h}$ 的情况下进行分析。为了进一步探究电池容量对充电站规划的影响,将电动出租车的电池容量设置为 $30 \text{ kW}\cdot\text{h}$,所得充电需求预测结果和充电站的规划结果分别如附录 F 图 F3 和图 F4 所示。由图可看出:当电池容量减小时,单天的充电需求数量增加为 4026,相较于附录 D 图 D5,充电需求数量增多,但其空间分布情况并没有显著差异;此时充电站的最优规划数量为 16 座。

5 结论

本文提出了一种基于 GPS 轨迹挖掘的电动出租车充电站规划方法,基于出租车 GPS 轨迹数据和实时交通态势,通过交通模拟以及电动出租车接单模拟、轨迹行驶模拟、充电行为模拟,对电动出租车的充电需求时空分布进行预测。在考虑充电排队行为下,提出了一种电动出租车充电站规划模型,用于配置充电站的位置和充电机的数量。所得主要结论如下。

1)通过对出租车轨迹数据进行挖掘与分析,得到路网通行数据集、OD 出行集和车辆行驶轨迹集,并基于此得到以电动出租车作为出行方式的居民出行时空分布特征数据,按照真实的行驶轨迹进行仿真模拟,提高了充电需求预测的准确性,从而可进一步得到充电需求点与 OD 之间的紧密联系。

2)利用充电站的真实运营数据进行仿真,分析充电站的排队行为,并建立充电站的规划模型。该模型综合考虑充电站的建设运行成本、电动出租车的到站时间成本和充电等待时间成本,用于确定充电站的最佳布局,包括充电站的最优数量和位置、充电站内充电机的最优配置数量、平均等待时长、每座充电站覆盖的交通网节点及其充电站规划成本等。

3)通过灵敏度分析说明某些参数对充电站规划结果的影响。充电机数量受充电站数量的变化影响较大,电动出租车时间成本折算系数变化对总成本的影响相对较明显,因此在时间成本折算系数取值较大的情况下,适当增加充电站的分布密度可以有效降低总成本,对决策者具有参考价值。

本文只对区域级的充电站规划进行了验证,但所提方法同样适用于城市级电动出租车的充电站规划建设。另外,由于地理位置、土地利用和经济发展水平的影响,不同地点的地价也会存在差异,造成不同地点的充电站建设成本也有所不同;由于缺乏土地利用信息,在规划模型中没有考虑到每个候选站点排队空间的限制。在后续研究中将针对上述 2 点问题进行进一步改进。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 施晓清,李笑诺,杨建新. 低碳交通电动汽车碳减排潜力及其

- 影响因素分析[J]. 环境科学, 2013, 34(1): 385-394.
SHI Xiaoqing, LI Xiaonuo, YANG Jianxin. Research on carbon reduction potential of electric vehicles for low-carbon transportation and its influencing factors[J]. Environmental Science, 2013, 34(1): 385-394.
- [2] NANAKI E A, KORONEOS C J. Climate change mitigation and deployment of electric vehicles in urban areas[J]. Renewable Energy, 2016, 99: 1153-1160.
- [3] 曾梦隆, 韦钢, 朱兰, 等. 交直流配电网中电动汽车充换储一体站规划[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(18): 52-60.
ZENG Menglong, WEI Gang, ZHU Lan, et al. Planning of electric vehicle charging-swapping-storage integrated station in AC/DC distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(18): 52-60.
- [4] 丁丹军, 戴康, 张新松, 等. 基于模糊多目标优化的电动汽车充电网络规划[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 43-50.
DING Danjun, DAI Kang, ZHANG Xinsong, et al. Network planning for electric vehicle charging based on fuzzy multi-objective optimization[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 43-50.
- [5] 吴雨, 王育飞, 张宇, 等. 基于改进免疫克隆选择算法的电动汽车充电站选址定容方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(7): 95-103.
WU Yu, WANG Yufei, ZHANG Yu, et al. Siting and sizing method of electric vehicle charging station based on improved immune clonal selection algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(7): 95-103.
- [6] 田枫, 陈淮莉. 考虑用户选择偏好的电动汽车充电站规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(15): 294-301.
TIAN Feng, CHEN Huaili. Research on planning of electric vehicle charging station considering user choice preference[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(15): 294-301.
- [7] 罗清玉, 田万利, 贾洪飞. 考虑通勤需求的电动汽车充电站选址与定容模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(5): 1471-1477.
LUO Qingyu, TIAN Wanli, JIA Hongfei. Location and capacity model of electric vehicle charging station considering commuting demand[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(5): 1471-1477.
- [8] 董晓红, 穆云飞, 于力, 等. 考虑配网潮流约束的高速公路快速充电站校正规划方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(6): 124-131.
DONG Xiaohong, MU Yunfei, YU Li, et al. Freeway FCS planning and correction considering power-flow constraints of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(6): 124-131.
- [9] 臧海祥, 傅雨婷, 陈铭, 等. 基于改进自适应遗传算法的EV充电站动态规划[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(1): 163-170.
ZANG Haixiang, FU Yuting, CHEN Ming, et al. Dynamic planning of EV charging stations based on improved adaptive genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 163-170.
- [10] 孟旭瑶, 张维戈, 鲍彦, 等. 考虑充电功率的电动汽车快充站充电设施优化配置[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(7): 28-34.
MENG Xuyao, ZHANG Weige, BAO Yan, et al. Optimal configuration of charging facility for electric vehicle fast charging station considering charging power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(7): 28-34.
- [11] 严干贵, 刘华南, 韩凝晖, 等. 计及电动汽车时空分布状态的充电站选址定容优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6271-6283.
YAN Gangui, LIU Huanan, HAN Ninghui, et al. An optimization method for location and capacity determination of charging stations considering spatial and temporal distribution of electric vehicles[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6271-6283.
- [12] 刘晋源, 吕林, 高红均, 等. 计及分布式电源和电动汽车特性的主动配电网规划[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(12): 41-48.
LIU Jinyuan, LÜ Lin, GAO Hongjun, et al. Planning of active distribution network considering characteristics of distributed generator and electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(12): 41-48.
- [13] 邢强, 杨祺铭, 范军太, 等. 基于数据驱动方式和行为决策的电动汽车快充需求预测模型[J]. 电网技术, 2020, 44(7): 2439-2453.
XING Qiang, YANG Qiming, FAN Juntao, et al. Electric vehicle fast charging demand forecasting model based on data-driven approach and human behavior decision-making[J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2439-2453.
- [14] HUANG P, MA Z J, XIAO L Z, et al. Geographic information system-assisted optimal design of renewable powered electric vehicle charging stations in high-density cities[J]. Applied Energy, 2019, 255: 113855.
- [15] SHAHRAKI N, CAI H, TURKAY M, et al. Optimal locations of electric public charging stations using real world vehicle travel patterns[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2015, 41: 165-176.
- [16] ZHANG L, SHAFFER B, BROWN T, et al. The optimization of DC fast charging deployment in California[J]. Applied Energy, 2015, 157: 111-122.
- [17] ANDRENACCI N, RAGONA R, VALENTI G. A demand-side approach to the optimal deployment of electric vehicle charging stations in metropolitan areas[J]. Applied Energy, 2016, 182: 39-46.
- [18] VAZIFEH M M, ZHANG H M, SANTI P, et al. Optimizing the deployment of electric vehicle charging stations using pervasive mobility data[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2019, 121: 75-91.
- [19] 滴出行科技有限公司. 盖亚开放数据计划[EB/OL]. [2021-05-25]. <https://outreach.didichuxing.com/research/opedata/>.
- [20] 边扬, 王炜, 陆建. 城市出租车运营网络平衡模型[J]. 交通运输工程学报, 2007, 7(1): 93-98.
BIAN Yang, WANG Wei, LU Jian. Equilibrium model of urban taxi service network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2007, 7(1): 93-98.
- [21] 宋峻, 赖建强, 邹淑蓉, 等. 上海市出租车司机饮食行为现状调查[J]. 中国健康教育, 2012, 28(2): 118-121.
SONG Jun, LAI Jianqiang, ZOU Shurong, et al. Analysis on dietary behaviors among taxi drivers in Shanghai City[J]. Chinese Journal of Health Education, 2012, 28(2): 118-121.
- [22] 麻秀范, 王皓, 李颖, 等. 基于变权Voronoi图和混合粒子群算法的电动汽车充电站规划[J]. 电工技术学报, 2017, 32(19): 160-169.
MA Xiufan, WANG Hao, LI Ying, et al. Optimal planning of charging stations for electric vehicle based on weight-changed Voronoi diagram and hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(19): 160-169.
- [23] 孟锦鹏, 向月, 顾承红, 等. 面向可靠性提升的电动汽车充电基础设施协同优化规划[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(6): 36-50.
MENG Jinpeng, XIANG Yue, GU Chenghong, et al. Collaborative optimization planning of electric vehicle charging infrastructure for reliability improvement[J]. Electric Power Auto-

mation Equipment, 2021, 41(6):36-50.

- [24] HUANG Y T, KOCKELMAN K M. Electric vehicle charging station locations: elastic demand, station congestion, and network equilibrium[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2020, 78:102179.
- [25] KAROLEMEAS C, TSIGDINOS S, TZOURAS P G, et al. Determining electric vehicle charging station location suitability: a qualitative study of Greek stakeholders employing thematic analysis and analytical hierarchy process[J]. Sustainability, 2021, 13(4):2298.

作者简介:



苏 粟

苏 粟(1981—),女,教授,博士,主要研究方向为电动汽车与电网互动、电力-交通耦合建模等(**E-mail**:ssu@bjtu.edu.cn);

李玉璟(1996—),女,博士研究生,主要研究方向为电动汽车与交通网融合建模、电动汽车负荷预测、电动汽车充电站运营规划等(**E-mail**:yujingli@bjtu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Electric taxi charging station planning based on GPS trajectory mining

SU Su¹, LI Yujing¹, JIA Zerui¹, YANG Jin², XIA Mingchao¹, CHEN Qifang¹

(1. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. Jincheng Power Supply Company of State Grid Shanxi Electric Power Company, Jincheng 048000, China)

Abstract: Aiming at the shortages of the existing charging stations' planning and layout that can not fully consider the dynamic charging demand distribution of electric vehicles and the charging queue problem of users, an electric taxi charging station planning method based on GPS (Global Position System) trajectory mining is proposed. By preprocessing the taxis' GPS trajectory data and urban traffic situation data, the OD (Origin Destination) distribution characteristics of urban residents' taxi demand are mined. The charging simulation algorithm of electric taxis is designed to simulate the order behavior, driving behavior and charging behavior of electric taxis in the actual scenes, and the space-time distribution prediction model of electric taxis' charging demand is established. On this basis, the planning model of charging stations is established by comprehensively considering the construction and operation cost of charging stations, the arrival time cost and charging waiting time cost of electric taxis'. The effectiveness of the proposed planning model is verified by a practical example, and the sensitivity of parameters such as the construction cost coefficient of charging stations, the time cost conversion coefficient of electric taxis and the weight coefficient to the planning results is further analyzed. The results show that the OD distribution of residents' taxi demand determines the space-time distribution of electric taxis' charging demand. In the planning of charging stations, the number of chargers is greatly affected by the change in the number of charging stations, and the change of electric taxis' time cost has a relatively obvious impact on the total cost.

Key words: electric taxis; charging stations; GPS; trajectory mining; charging demand; planning

附录 A



图 A1 研究区域示意图
Fig.A1 Schematic diagram of study area

附录 B：数据处理过程

1) 数据集描述。

浮动车轨迹数据示例如表 B1 所示。

表 B1 浮动车轨迹数据示例
Table B1 Example of floating car trajectory data

司机 ID	订单 ID	时间戳	经度(°)	纬度(°)
79323xxxxxx7d8db	08ae3xxxxxxfe369	1477967529	108.94683	34.2774
79323xxxxxx7d8db	08ae3xxxxxxfe369	1477967532	108.94714	34.2774
79323xxxxxx7d8db	08ae3xxxxxxfe369	1477967535	108.94774	34.27738
79323xxxxxx7d8db	08ae3xxxxxxfe369	1477967538	108.94815	34.27734

2) 数据清洗及处理。

考虑到 GPS 设备损坏老化、地面建筑对 GPS 信号的遮挡和电磁干扰等因素，原始数据中会存在遗漏或错误信息，有必要对数据进行清洗处理，具体步骤如下。

(1) 以订单为单位，将单日数据分为若干集合。原始轨迹数据具有较高的无序性，需生成以订单为单位、按照时间序列排列的轨迹数据集，从而降低分析的复杂度。

(2) 删除经度、纬度不在研究区域范围内的数据。部分经度、纬度数据无法在交通路网中形成有效回路，需要将其删除。

(3) 删除同一订单中在短距离内的多条重复数据。该情形可能是由于司机、乘客的个人原因或交通状况等因素导致车辆未能正常行驶，出现重复数据。

(4) 删除瞬时速度超过 120 km/h 的轨迹数据，瞬时速度的计算公式如式 (B1) — (B3) 所示。

当轨迹点 k 为行程起点时，有：

$$v_k = \frac{\sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2}}{t_{k+1} - t_k} \quad (B1)$$

当轨迹点 k 为行程中间点时，有：

$$v_k = \frac{\frac{\sqrt{(x_{k+1}-x_k)^2+(y_{k+1}-y_k)^2}}{t_{k+1}-t_k} + \frac{\sqrt{(x_k-x_{k-1})^2+(y_k-y_{k-1})^2}}{t_k-t_{k-1}}}{2} \quad (\text{B2})$$

当轨迹点 k 为行程终点时，有：

$$v_k = \frac{\sqrt{(x_k-x_{k-1})^2+(y_k-y_{k-1})^2}}{t_k-t_{k-1}} \quad (\text{B3})$$

式中： v_k 为通过轨迹点 k 的瞬时速度； (x_k, y_k) 、 (x_{k-1}, y_{k-1}) 、 (x_{k+1}, y_{k+1}) 分别为轨迹点 k 、 $k-1$ 、 $k+1$ 的位置坐标； t_k 、 t_{k-1} 、 t_{k+1} 分别为通过轨迹点 k 、 $k-1$ 、 $k+1$ 的时刻。

(5) 删除异常偏移数据。部分 GPS 数据存在较严重的位置偏移现象，如图 B1 所示。计算行驶过程中的每一个 GPS 点与相邻 2 个时刻 GPS 点之间的夹角，若夹角小于 90° ，则认为该点为异常偏移点。考虑到 GPS 数据的采样时间间隔为 2~3 s，不需要用中间点替换异常偏移点，将其删除即可。

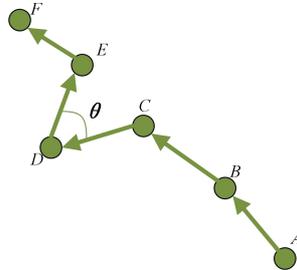


图 B1 位置偏移现象

Fig.B1 Phenomenon of position offset

(6) 删除轨迹数量小于 10、订单时长小于 1 min 或订单距离小于 800 m 的订单数据。该情形可能是 GPS 设备发生故障或乘客上车后因某些原因提前终止本次乘车行为。

3) 地图匹配。

受车辆 GPS 精度、人为因素或电磁干扰等外界因素和坐标系转换算法精度的影响，即使将 GPS 轨迹和路网模型置于同一坐标系中，仍存在 GPS 轨迹点偏离路网的情况，因此需要进行地图匹配，对偏离路网的 GPS 轨迹点进行修正。

若 GPS 轨迹点与道路节点之间的距离在一定的范围内，则直接将该 GPS 轨迹点归属于该道路节点；若 GPS 轨迹点与道路节点之间的距离超出该范围，则需要遍历交通路网中所有道路与 GPS 轨迹点构成线段的最短距离，选取距离最短的 4~6 条路段作为待确认路段集。求解 GPS 轨迹点与道路构成线段距离的流程图如图 B2 所示。

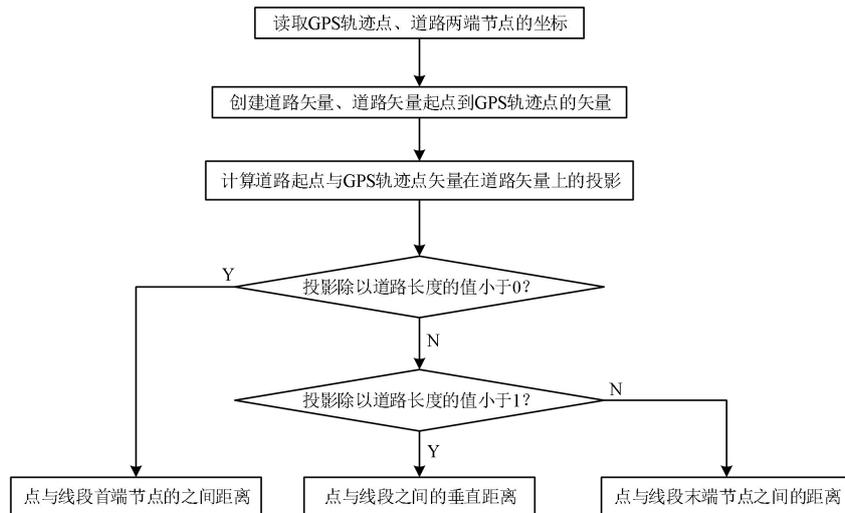


图 B2 线段距离计算流程图

Fig.B2 Flowchart of calculating line distance

将该 GPS 轨迹点作为起点，下一时刻的 GPS 轨迹点作为线段终点，筛选出与该线段斜率绝对值最接近的 2 条路段，选择与 GPS 轨迹点距离最短的路段作为该 GPS 轨迹点的所属路段，轨迹点垂直投影到所属路段的位置

即是轨迹点进行地图匹配后的具体位置，如图 B3 所示， A_0 即为 GPS 轨迹点 A 进行地图匹配后的最终位置。

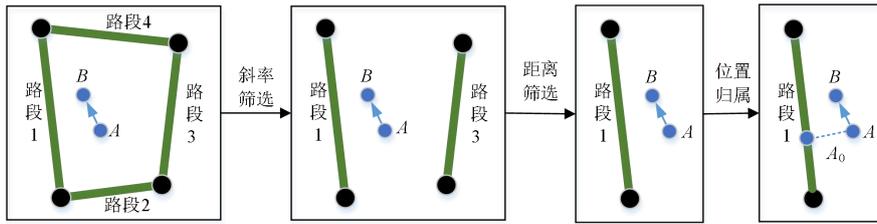


图 B3 地图匹配流程

Fig.B3 Map matching process

根据上述方法，GPS 轨迹点的匹配结果如图 B4 所示。



图 B4 GPS 轨迹点的匹配结果

Fig.B4 Matching result of GPS trajectory point

4) 功能区识别。

基于高德开放平台获取该研究区域内的兴趣点 POI(Point of Interest)对象，包括兴趣点名称、类型、经纬度、电话、地址、图片等信息。将研究区域按 $300\text{ m} \times 300\text{ m}$ 的标准进行网格划分，共得到 667 个子区域。通过计算网格内各类 POI 密度占比，确定该网格区域的功能性质。计算公式为：

$$c_i = \frac{d_i}{D} \times 100\% \quad (\text{B4})$$

$$d_i = \frac{\alpha_i n_i}{S} \quad (\text{B5})$$

式中： c_i 为第 i 类 POI 频率密度和与网格内所有 POI 频率密度和的比值； D 为网格内各类 POI 频率密度总和； d_i 为第 i 类 POI 在该网格内的频率密度和； α_i 为第 i 类 POI 的权重； n_i 为网格内第 i 类 POI 的数量； S 为网格面积。

附录 C



■ 居民区, ■ 商业区, ■ 工业区, ■ 公共服务区
■ 绿地与广场区, ■ 混合区, ■ 无数据区

图 C1 功能区识别结果

Fig.C1 Identification results of function areas

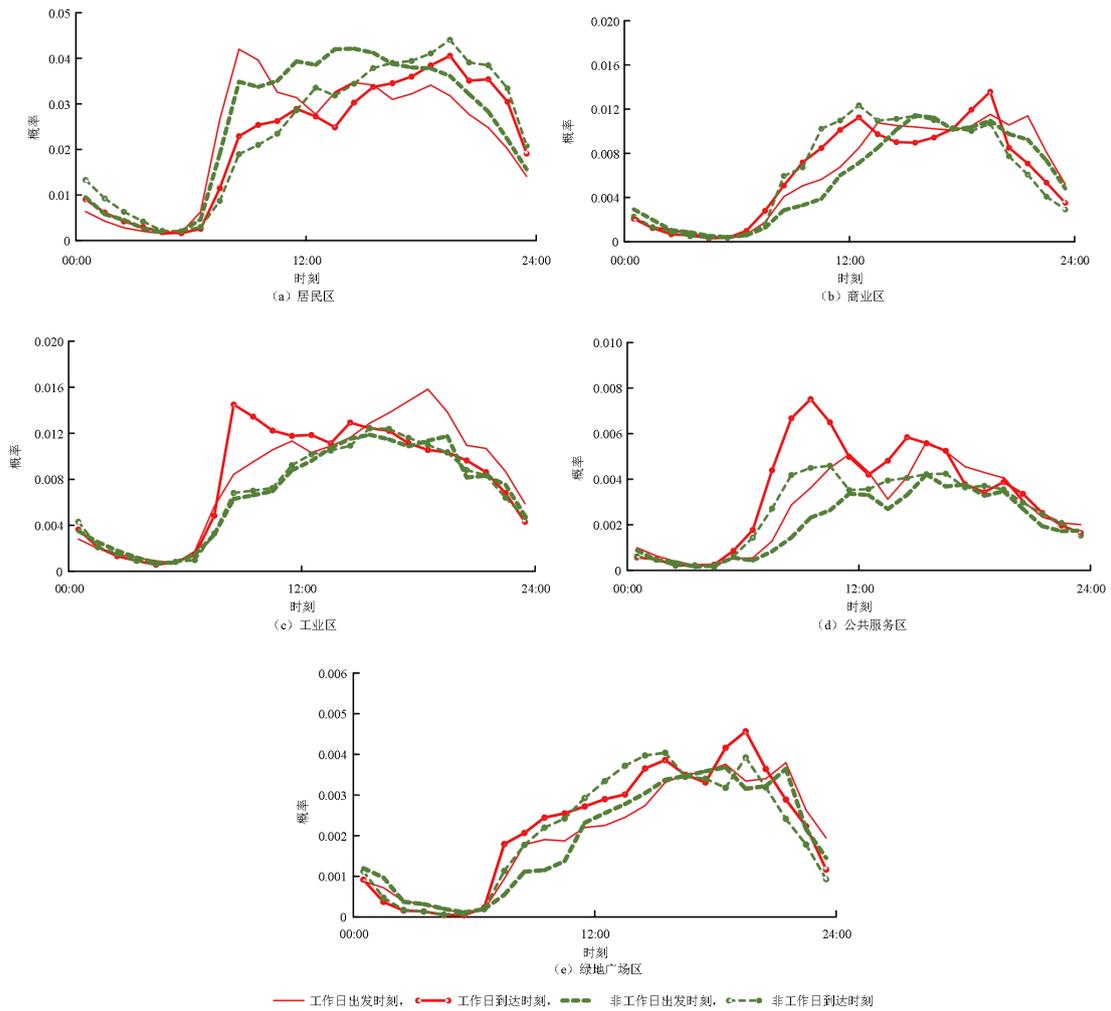


图 C2 各功能区工作日、非工作日的出发和到达时刻概率分布

Fig.C2 Probability distribution of departure and arrival time of each functional area on weekdays and non-weekdays

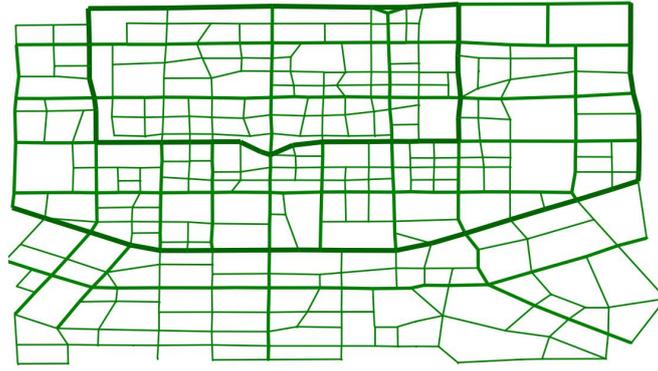


图 D3 研究区域道路拓扑结构
Fig.D3 Road topology structure of research area

表 D1 模型参数
Table D1 Parameters of model

参数	取值
电动出租车数量/辆	2000 (一班制、两班制运营模式各 1000)
上午换班时刻	$N(8,0.5)$
下午换班时刻	$N(16,0.5)$
电动出租车初始 SOC	$N(95,1.5)$
电动巡游速度/(km/h)	20
贴现率 r_0	0.08
充电站的固定施工成本 c^{station} /元	1000000
单台充电机的购买及安装成本 c^{charger} /(元/台)	100000
充电站折旧年限/a	20
充电机配套设施费用等效系数 ξ /台 ²	10000
时间成本折算系数 c^{time} /(元/h)	27.6
充电机数量与最大队列长度之比 δ	5
充电站内允许安装充电机最小数量/台	5
充电站内允许安装充电机最大数量/台	70

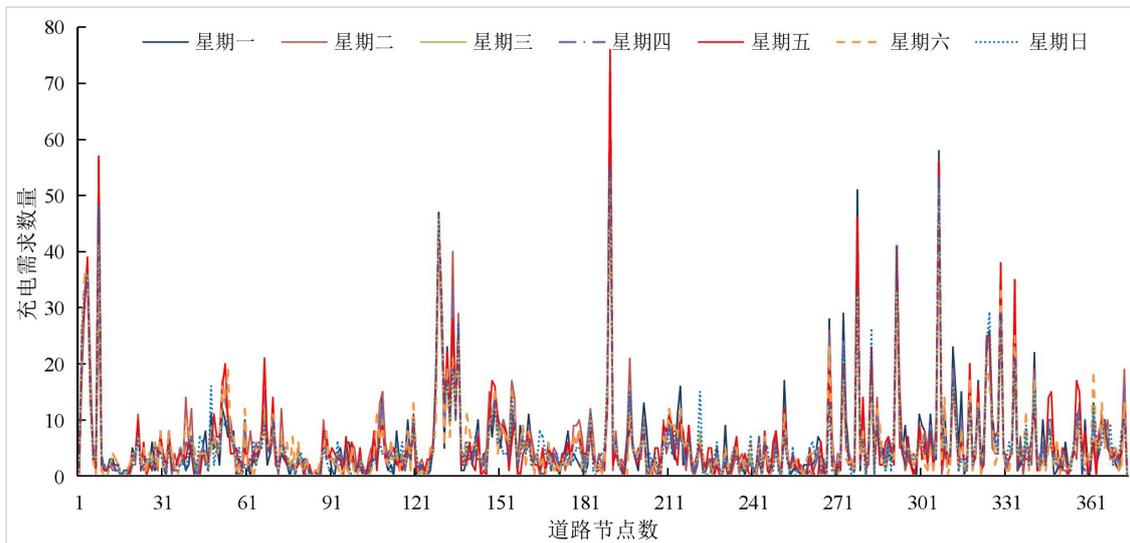


图 D4 一周内充电需求数量分布
Fig.D4 Weekly charging demand distribution

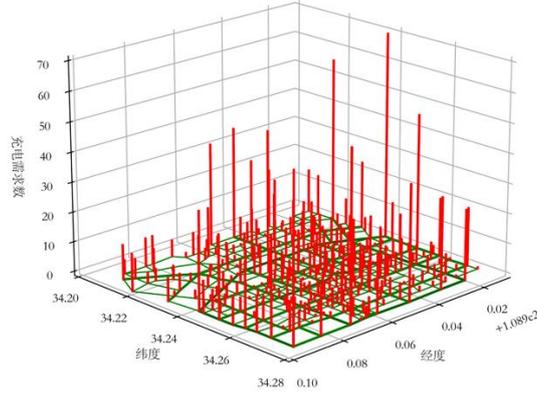


图 D5 充电需求的空间分布
Fig.D5 Spatial distribution of charging demand

附录 E：模型求解过程

传统的粒子群优化算法在求解过程中容易陷入局部最优，本文使用一种改进自适应惯性权值的粒子群优化算法，分析粒子的速度和位置变化，结合自适应值对惯性权重进行动态调整，使得最优结果能在全局和局部之间达到良好的平衡。粒子群优化算法中，惯性权值对算法的优化性能有很大的影响，基于此，本文将惯性权值 w 做适当调整，先保持 w 处于较大值，当粒子搜索到最优点附近时，减小 w ，通过不停地改变惯性权值 w 的大小来平衡全局和局部搜索能力。每次迭代都对当前粒子的移动效果进行定性评估，如式 (E1) 所示

$$\theta = \frac{\Delta h}{v_x} \quad (\text{E1})$$

式中： Δh 为适应度的变化量； v_x 为粒子在 x 轴的速度分量。

当 θ 较大时，粒子在离最优解较远的地方聚集，给予较大的惯性权值；当 θ 较小时，粒子在最优解附近聚集，给予较小的惯性权值，从而形成改进的自适应惯性权值方法。BP 神经元的 sigmoid 非线性函数与要求较为符合，为函数值在 0~1 之间的单调递增函数，其公式为：

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{E2})$$

改进的自适应惯性权值粒子群算法的迭代公式为：

$$V_{id}^{k+1} = \omega_{id} V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{\text{best}}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (G_{\text{best}}^k - X_{id}^k) \quad (\text{E3})$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (\text{E4})$$

$$\omega_{id} = \text{sigmoid} \left(\alpha \frac{\Delta h}{V_{id}} \right) \quad (\text{E5})$$

式中： V_{id}^k 为粒子速度； c_1 、 c_2 为加速因子； r_1 、 r_2 为 [0,1] 内的随机数； ω_{id} 为动态自适应惯性权值，每个粒子在每次迭代时的惯性权值均不同； α 为变化系数，本文取值为 1； Δh 为粒子当下函数适应度值和上次迭代函数的适应度值的差值。

求解流程图如图 E1 所示。

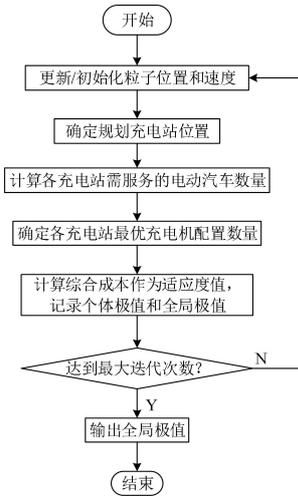


图 E1 模型求解流程
Fig.E1 Flowchart of solving model

附录 F

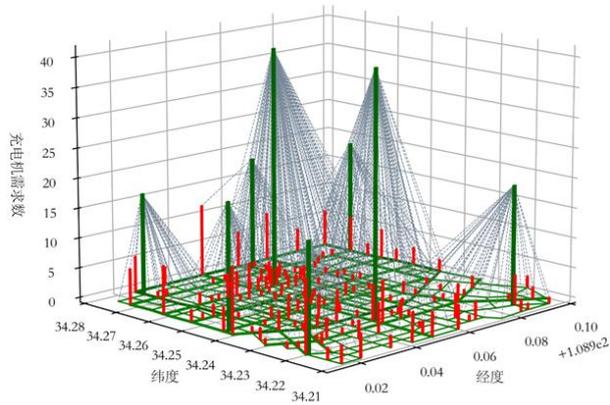


图 F1 充电桩的最优规划结果
Fig.F1 Optimal planning results of charging stations

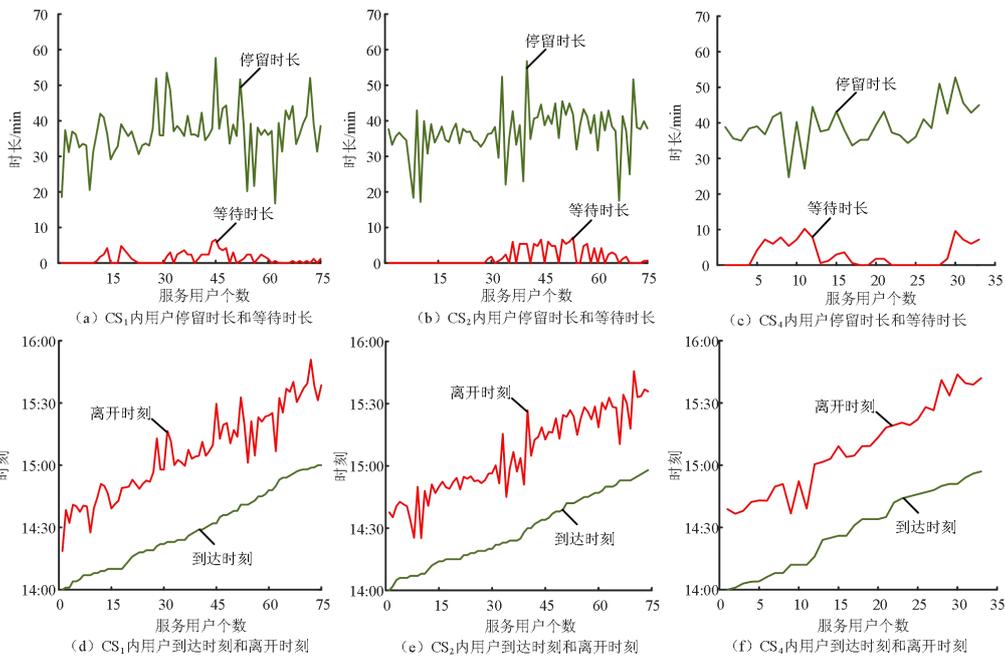


图 F2 站内用户到达时刻、离开时刻、等待时长和停留时长
Fig.F2 Arrival time, departure time, waiting time and residence time of users in stations

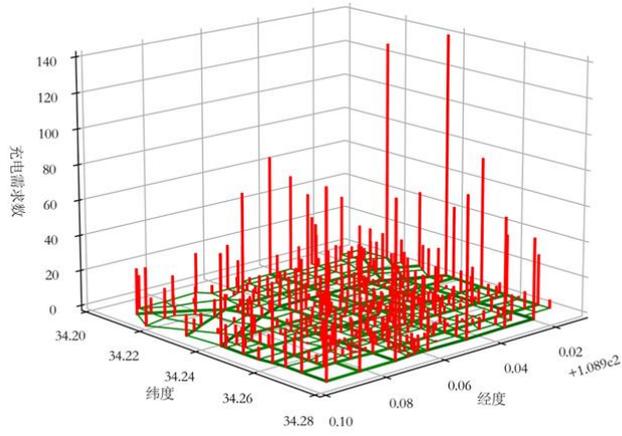


图 F3 电池容量为 30 kW·h 时的充电需求预测结果
 Fig.F3 Predictive results of charging demand when battery capacity is 30 kW·h

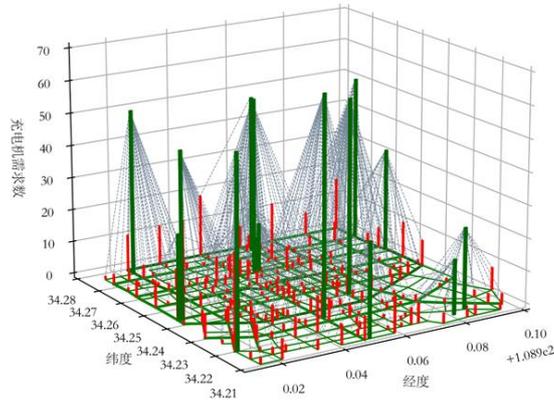


图 F4 电池容量为 30 kW·h 时的充电站规划结果
 Fig.F4 Planning results of charging stations when battery capacity is 30 kW·h