

动态路-电耦合网络下电动出租车快速充电引导及其定价策略

傅质馨^{1,2}, 朱韦翰^{1,2}, 朱俊澎^{1,2}, 袁越^{1,2}

(1. 河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 211100;

2. 河海大学 可再生能源发电技术教育部工程研究中心, 江苏 南京 211100)

摘要:电动出租车作为快速充电及路-电耦合网络的主要参与者,其连续行驶-充电行为严重影响了路-电耦合网络的运行状态,为此提出了基于路-电耦合网络的电动出租车快速充电引导及其定价策略。首先,提出了电动出租车在路-电耦合网络下交通流-能量流-信息流的交互框架;然后,提出了交通网的信息动态更新策略,建立了单辆电动出租车模型用于模拟电动出租车的连续行驶-充电状态切换行为;在此基础上,提出了路径规划与交通网信息更新同周期的动态导航及考虑下一寻客点的选站决策方法;最后,根据站内负荷和选站负荷进行虚拟负荷预测,提出了基于虚拟负荷和利用率均衡的充电站定价策略。算例仿真结果表明,所提方法能够均衡充电站负荷,缓解交通网的拥堵状况,提高电动出租车的运营收入。

关键词:路-电耦合网络;电动出租车;快速充电;动态导航;虚拟负荷;定价决策

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202201013

0 引言

近年来,为了推进节能减排的实施,世界各国制定了相关政策,使得新能源汽车产业得到了飞速的发展,通信及智能感知技术^[1]的崛起将多类型网络相耦合,电力-交通融合网络协同将成为一种发展趋势^[2-3]。然而,随着城市内电动汽车快充需求的日益增加,充电站利用率不均衡、充电过负荷等问题凸显,同时电动汽车对交通网也会产生一定的影响。电动出租车作为快速充电及路-电耦合网络的主要参与者,其在运营过程中行驶时间占比较大,运营压力是需要选择充电站进行电能快速补充,因此很难从时间上对其进行调控,而从空间上对其进行引导可以实现空间上的“削峰填谷”^[4],提高充电站的平均利用率,缓解城市交通网的拥堵状况。

作为路-电耦合网络的基础,交通网的运行状态会影响充电负荷的时空分布,因此研究交通流分布尤为重要。文献[5]从静态系统的角度出发进行交通流分配,但无法将其融入耦合系统的高频率信息交互中;文献[6]基于旅行速度分段依赖函数提出了一种动态交通网模型,将时间尺度从单时间断面扩展到多时段断面;文献[7]提出了分时段动态交通网模型,采用自适应Dijkstra路径算法为电动汽车提供

导航服务。同时,已有研究在电动汽车的动态路径规划方面也得到了一定的突破,文献[7]所提算法能根据实时信息进行路径变更,文献[8]提出了一种基于马尔可夫决策的随机路径模拟方法,但文献[7-8]均以交通节点为单位进行规划,缺乏对动态决策与信息更新周期同步化的考虑。

通过在空间维度上改变充电站电价,能够有效引导电动汽车用户的行驶及选站决策行为。文献[9]以节点电压为标准设置浮动电价对用户进行空间引导;文献[10]根据电网节点关键度调整快充站的差价,均衡了区域内的充电负荷。但是上述充电站定价模型与实时交通网的联系不够紧密,且均基于当前充电站状态进行定价决策,忽略了交通网中未到达充电站的选站车辆的影响。

基于上述分析,本文提出了动态路-电耦合网络下电动出租车的快速充电引导及定价策略。首先,给出了电动出租车在路-电耦合网络下交通流-能量流-信息流的交互框架;提出了交通网的信息动态更新策略,并建立了电动出租车模型、充电站负荷及其排队模型;为了反映路-电耦合网络动态信息对电动出租车的影响,提出了电动出租车动态导航及选站决策方法;然后,根据站内负荷和选站负荷进行虚拟负荷预测,提出了基于虚拟负荷和利用率均衡的充电站定价策略;最后,以某城区部分交通网为例对所提方法的有效性进行了验证。

1 电动出租车在路-电耦合网络下的交通流-能量流-信息流的交互框架

作为交通网和电网的双重负荷,电动出租车的

收稿日期:2021-03-05;修回日期:2021-11-01

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(51807051);
江苏省自然科学基金青年基金资助项目(BK20180507)

Project supported by the Youth Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(51807051) and the Youth Scientists Fund of the Natural Science Foundation of Jiangsu Province(BK20180507)

连续行驶-充电行为不仅会对其所归属的网络产生影响,还会影响到其他网络的运行。基于电力物联网的信息交互系统作为联系路-电耦合网络的一个重要环节,其在传递交通、电价、订单、车辆之间的交互信息等方面起到了巨大的作用。信息交互系统定期更新一次信息,其交互框架如图1所示。

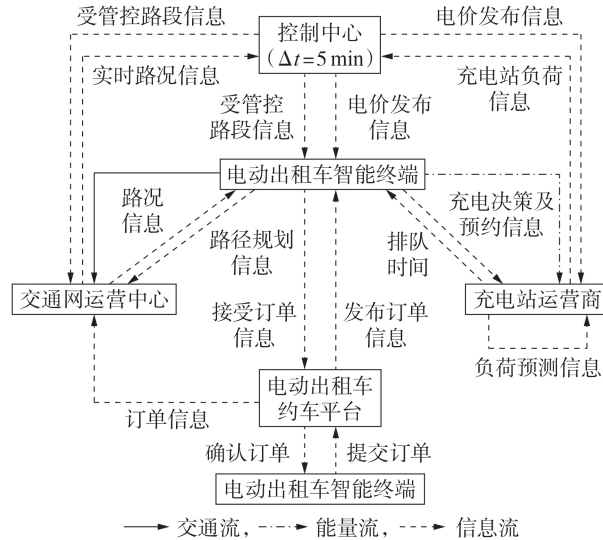


图1 交通流-能量流-信息流的交互框架

Fig.1 Interaction framework of traffic flow-energy flow-information flow

控制中心由路-电耦合网络协同优化调控部门负责^[2],处于信息交互系统的顶端,负责接收各部门的动态数据、科学决策,并向各部门及个体发布调控信号;充电桩运营商根据电动出租车的充电决策及预约信息,进行短期虚拟负荷预测;交通网运营中心通过监测电动出租车的位置实时更新路况信息,同时根据各区域电动出租车数量及电动出租车约车平台的订单信息为司机寻客提供参考;电动出租车智能终端接收多方发布的实时信息,并通过传感器和北斗导航等进行电量监控、实时导航以及充电决策。电动出租车司机通过信息交互系统与耦合网络形成了一个闭合系统,实现多方协同运行。

2 动态交通网-电动出租车-充电桩的交互模型

本节首先提出了交通网的信息更新策略,然后分析了电动出租车的连续行驶-充电行为特性,最后建立了充电桩负荷及双层排队系统,实现交通流-能量流-信息流的交互。

2.1 动态交通网的信息实时更新策略

交通网的道路拓扑结构如附录A图A1所示,通过定期更新交通流在空间上的分布,可以获取各路段的速度、能耗等参数,充分反映交通网动态多变的特点^[7]。设信息更新周期 $\Delta t=5\text{ min}$ (即时段间隔),

车流量等参数信息全部以路段为单位存储于更新矩阵 $U(t)$ 中,如式(1)所示。

$$U(t)=[u_{ij}(t)]_{n \times n} \quad (1)$$

式中: $u_{ij}(t)$ 为时段 t 路段 ij 的相关参数; n 为交通网的节点数量。

交通网信息更新的具体步骤如下。

1)更新路段 ij 的车流量 $q_{ij}(t)$,可根据各时段电动出租车所经过路段的统计值计算得到。

2)采用 v - q 实用模型^[11]计算时段 t 路段 ij 的实时速度 $v_{ij}(t)$,如式(2)所示。

$$\begin{cases} v_{ij}(t) = \frac{v_{ij0}}{1 + (q_{ij}(t)/C_{ij})^\beta} \\ \beta = a + b(q_{ij}(t)/C_{ij})^{n_0} \end{cases} \quad (2)$$

式中: v_{ij0} 为路段 ij 的零流速度; C_{ij} 为路段 ij 的承载量;参数 a 、 b 、 n_0 的取值可参考文献[11]。

3)根据步骤2)和路段 ij 的距离 d_{ij} 计算路段 ij 的通行时间 $t_{ij}(t)$,如式(3)所示。

$$t_{ij}(t) = d_{ij}/v_{ij}(t) \quad (3)$$

4)单位能耗受道路等级及行驶速度的影响,不同道路等级的能耗因子可表示为^[12]:

$$\begin{cases} \varepsilon_{ij}^1(t) = -0.179 + 0.004v_{ij}(t) + 5.492/v_{ij}(t) \\ \varepsilon_{ij}^2(t) = 0.21 - 0.001v_{ij}(t) + 1.531/v_{ij}(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\varepsilon_{ij}^1(t)$ 、 $\varepsilon_{ij}^2(t)$ 分别为时段 t 主干道、次干道的能耗因子。

然后根据式(5)计算时段 t 路段 ij 的能耗水平 $e_{ij}(t)$ 。

$$e_{ij}(t) = \begin{cases} \varepsilon_{ij}^1(t)d_{ij} & \text{路段 } ij \text{ 为主干道} \\ \varepsilon_{ij}^2(t)d_{ij} & \text{路段 } ij \text{ 为次干道} \end{cases} \quad (5)$$

5)更新综合成本矩阵,其由时间成本和能耗成本组成,时段 t 路段 ij 综合成本 $a_{ij}(t)$ 的更新公式为:

$$a_{ij}(t) = t_{ij}(t)\kappa_1 + e_{ij}(t)\kappa_2 \quad (6)$$

式中: κ_1 、 κ_2 分别为时间成本系数、耗电成本系数。

6)当电动出租车处于载客状态时,需从乘客角度出发,以打车费用最少为目标进行路径规划,而不同时段和路段下的时长费用和里程费用不同,本文的计费标准参考“滴滴出行”的定价标准,如附录A表A1所示。时段 t 路段 ij 的动态打车费用 $f_{ij}(t)$ 可表示为:

$$f_{ij}(t) = t_{ij}(t)\gamma_1(t) + d_{ij}\gamma_2(t) \quad (7)$$

式中: $\gamma_1(t)$ 、 $\gamma_2(t)$ 分别为时段 t 的单位时长费用、里程费用。

2.2 单辆电动出租车模型

电动出租车的随机性主要表现为出行及充电的随机性:一方面,电动出租车司机会选择供需水平较高的区域进行随机寻客,载客及寻客点具有随机性;另一方面,受到寻客点位置等因素的影响,电动出租

车的充电接入位置、接入时间也具有随机性。

2.2.1 电动出租车的行驶行为建模

相较于私家车的单次行驶行为特性,电动出租车具有连续行驶特性,其在载客、空载寻客、空载充电这3种状态之间变换,电动出租车的任务链如附录A图A2所示。

电动出租车主要以乘客订单为主,将订单产生的位置作为起点,订单结束的位置作为终点,同时兼顾乘客的利益,以打车费用最少或行驶时间最短为目标采用Dijkstra算法进行路径规划。当电动出租车到达订单终点后,立即开始寻客。本文根据各功能区的订单占比 $p_{\text{order},y}$,提出了一种考虑供需水平的寻客点概率选择模型。首先统计功能区 y 的电动出租车数量 $q_{\text{car},y}$,并对其进行归一化处理,可得功能区 y 的电动出租车数量占比 $q_{\text{one},y}$ 为:

$$q_{\text{one},y} = \frac{q_{\text{car},y}}{\sum_{y'} q_{\text{car},y'}} \quad (8)$$

所以功能区 y 的供需水平 s_y 、概率选择模型 $p_{\text{area},y}$ 可分别表示为:

$$s_y = p_{\text{order},y} / q_{\text{one},y} \quad (9)$$

$$p_{\text{area},y} = s_y / \sum_{y'} s_{y'} \quad (10)$$

在选择功能区后,随机选择该功能区的一个节点作为寻客点,式(8)~(10)表明选择概率与订单数量成正比,与区域内的电动出租车数量成反比。

2.2.2 电动出租车充电行为建模

1) 充电需求信息。

为了维护乘客的利益,电动出租车只在空载时进行充电,为此本文规定当电动出租车 d 的电池荷电状态 $S_{\text{SOC},d}$ 满足式(11)时产生充电需求。

$$S_{\text{SOC},d} < \varepsilon_d \quad (11)$$

式中: ε_d 为电动出租车 d 的充电荷电状态阈值,取值范围为0.20~0.35。

2) 充电、耗电模型。

本文假设电动出租车均采用快速充电方式进行电能补充。根据初始荷电状态及实时耗电量,可求得到达充电站 k 时电动出租车的荷电状态 $S_{\text{SOC},k,0}$,如式(12)所示。

$$S_{\text{SOC},k,0} = S_{\text{SOC},\text{initial}} - \sum_{t=t_0}^{t_{a,k}} \sum_{l \in M_l} e_l(t) / B_E \quad (12)$$

式中: $S_{\text{SOC},\text{initial}}$ 为电动出租车的初始荷电状态; t_0 、 $t_{a,k}$ 分别为电动出租车出行初始时段、到达充电站 k 的时段; M_l 为时段 t 电动出租车经过的路径集合; $e_l(t)$ 为时段 t 路段 l 的能耗水平; B_E 为电动出租车的电池容量。

则充电时间 T_c 可表示为:

$$T_c = \frac{0.9 - S_{\text{SOC},k,0}}{\eta P_c} B_E \quad (13)$$

式中: P_c 为电动出租车的额定充电功率; η 为电动出租车的充电效率。

2.3 充电站负荷模型

2.3.1 假设条件

1) 若电动出租车到达充电站的时刻处于某一时段的中间部分,则等待下一时段初统一进行充电^[13];

2) 若电动出租车充电完成的时刻处于某一时段的中间部分,则假设电动出租车的离站时刻为下一时段初。

2.3.2 快速充电站负荷模型

时段 t 充电站 k 的负荷 $P_k(t)$ 可表示为:

$$P_k(t) = \sum_{d=1}^{N_c(t)} P_{c,d} \quad (14)$$

式中: $P_{c,d}$ 为电动出租车 d 的快速功率; $N_c(t)$ 为时段 t 正在充电的电动出租车数量。

当不限制充电站容量时, $N_c(t)$ 可表示为:

$$N_c(t) = N_c(t-1) + N_{\text{arrive}}(t-1) - N_{\text{leave}}(t) \quad (15)$$

式中: $N_c(t-1)$ 为时段 $t-1$ 正在充电的电动出租车数量; $N_{\text{arrive}}(t-1)$ 为时段 $t-1$ 到达充电站的电动出租车数量; $N_{\text{leave}}(t)$ 为时段 t 离开充电站的电动出租车数量。

当限制充电站容量时, $N_c(t)$ 可表示为:

$$N_c(t) = \begin{cases} N_c(t) & N_c(t) \leq N_{\text{max}} \\ N_{\text{max}} & N_c(t) > N_{\text{max}} \end{cases} \quad (16)$$

式中: N_{max} 为充电站内的最大充电桩数量。

2.3.3 充电站内外排队模型

排队系统分为站内和站外排队系统,站内排队系统基于先来先服务理论^[14],站外排队系统采用虚拟队列^[15]。

1) 站内排队系统。

统计充电站 k 的平均到达率 $\lambda_k(t)$ 和充电桩 z 的平均服务率 $\rho_{k,z}(t)$,分别如式(17)和式(18)所示。

$$\lambda_k(t) = \frac{n_k^a(t-1) + n_k^a(t)}{2\Delta t} \quad (17)$$

$$\rho_{k,z}(t) = \frac{n_{k,z}^s(t) + n_{k,z}^s(t-1)}{2\Delta t} \quad (18)$$

式中: $n_k^a(t)$ 为时段 t 到达充电站 k 的电动出租车数量; $n_{k,z}^s(t)$ 为时段 t 位于充电站 k 内充电桩 z 充电的电动出租车数量。

所以充电站 k 内单个充电桩的平均服务率 $\rho_k(t)$ 为:

$$\rho_k(t) = \frac{\sum_{z=1}^{Z_k} \rho_{k,z}(t)}{Z_k} \quad (19)$$

式中: Z_k 为充电站 k 内的充电桩数量。

另外,根据文献[14]中的计算方法可得电动出租车 d 选择充电站 k 进行充电的排队时间 $t_{d,k,\text{in}}(t)$ 。

2) 站外排队系统。

当有多辆电动出租车选择在同一充电站充电时,处于虚拟队列队尾的电动出租车将会面临额外的排队时间。站外排队系统可反映选择同一充电站的电动出租车相互之间的影响,假设时段 t 电动出租车 d 选择前往充电站 k 充电,且在其前面已有 $m(t)$ 辆电动出租车选择了充电站 k ,则电动出租车 d 的站外等待时间 $t_{d,k,\text{out}}(t)$ 可表示为:

$$t_{d,k,\text{out}}(t) = \begin{cases} \frac{n_k(t) + m(t) - Z_k}{Z_k \rho_k(t)} \Delta t & n_k(t) + m(t) > Z_k \\ 0 & n_k(t) + m(t) \leq Z_k \end{cases} \quad (20)$$

式中: $n_k(t)$ 为时段 t 已到达充电站 k 的电动出租车数量。

所以电动出租车 d 的总排队时间 $T_{k,d}^w(t)$ 为:

$$T_{k,d}^w(t) = t_{d,k,\text{in}}(t) + t_{d,k,\text{out}}(t) \quad (21)$$

3 电动出租车动态导航及选站决策

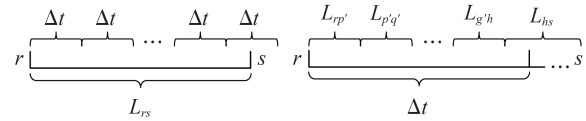
3.1 电动出租车动态导航方法

3.1.1 动态导航目标函数

针对电动出租车的状态切换行为,本文在“滴滴出行”定价标准的基础上,提出了一种考虑电动出租车状态切换的变目标实时动态导航方法。当电动出租车处于载客状态时,考虑到乘客对时间的敏感度不同,会选择打车费用最少或行驶时间最短的路径;当电动出租车处于空载状态时,考虑到司机对于成本的偏好,需规划计及时间及能耗成本最少的路径。本文中动态路径规划周期与交通网信息更新周期相同,可根据交通网信息及时地进行路径变更,路径规划的起点可根据时空链的统一性予以解决。

3.1.2 时空链的统一性

时空链的统一性示意图如图2所示。单路段对应多个时段示意图如图2(a)所示:当进入距离为 L_{rs} 的路段 rs 时,可计算得到行驶时间 t_{rs} ,每经过一个 Δt ,判断电动出租车是否离开路段 rs ,若未离开则根据最新交通网信息以未到达的下一节点 s 为起点进行路径规划;当经过最后一个 Δt 时段时,若电动出租车在其末时刻刚好到达节点 s ,则以已到达的节点 s 为起点进行导航,否则在该时段内将出现单一时段跨路段行驶。单时段对应多个路段示意图如图2(b)所示,根据该时段初始时刻的路径规划结果进行导航,电动出租车每经过一个路段 ($L_{rp'}/L_{p'q'}/\dots/L_{g'h}/L_{hs}$ 为各路段的距离),累加其行驶时间,直到累积路段 hs 的通行时间 t_{hs} 后的总累积时间大于 Δt ,则下一时段初以节点 s 为起点、以目的地为终点进行路径规划。



(a) 单路段对应多个时段 (b) 单时段对应多个路段

图2 时空链的统一性

Fig.2 Unity of space-time chain

3.2 电动出租车的动态选站决策

本文提出了一种考虑下一寻客点的动态选站决策方法,基于对时间、能耗及电价因素的分析,为电动出租车推荐最佳充电站。

3.2.1 动态选站因素模型

1) 动态时间。

考虑到充电结束后需要前往下一寻客点,电动出租车 d 的动态时间 $T_{k,d}^{\text{all}}(t)$ 包括当前时段 t 前往充电站 k 的时间 $T_{k,d}^{\text{d1}}(t)$ 、排队时间 $T_{k,d}^w(t)$ 、充电时间 $T_{k,d}^c(t)$ 和由充电站 k 前往寻客点的时间 $T_{k,d}^{\text{d2}}(t)$ 这4个部分,其中 $T_{k,d}^{\text{d1}}(t)$ 、 $T_{k,d}^{\text{d2}}(t)$ 和 $T_{k,d}^c(t)$ 可根据动态导航结果,依照2.1节的信息更新矩阵累加得到, $T_{k,d}^w(t)$ 根据2.3.3节计算得到。

2) 动态能耗。

以较低能耗行驶可以增加电动出租车的续航里程和在交通网中的行驶时间,有利于提高电动出租车司机的收益。可根据式(22)估计电动出租车 d 在当前时段 t 到充电站 k 及充电站 k 到寻客点的能耗 $E_{k,d}^e(t)$ 。

$$E_{k,d}^e(t) = \sum_{l \in p_a(t)} e_l(t) \quad (22)$$

式中: $p_a(t)$ 为时段 t 规划路径的路段集合。

3.2.2 动态选站策略

电动出租车每5 min进行一次选站决策,不仅需要考虑充电站的位置,还需要考虑充电电价的影响。时段 t 电动出租车 d 前往充电站 k 的预估行驶成本 $F_{k,d}^{\text{d}}(t)$ 可表示为:

$$F_{k,d}^{\text{d}}(t) = \alpha_1 T_{k,d}^{\text{all}}(t) \kappa_1 + \alpha_2 E_{k,d}^e(t) p_k(t) \quad (23)$$

式中: α_1 、 α_2 分别为动态时间、动态能耗的权重系数; $p_k(t)$ 为时段 t 充电站 k 的充电电价。

时段 t 电动出租车 d 前往充电站 k 的预估充电成本 $F_{k,d}^c(t)$ 可表示为:

$$F_{k,d}^c(t) = \alpha_3 E_{k,d}^c(t) p_k(t) \quad (24)$$

式中: α_3 为充电费用的权重系数; $E_{k,d}^c(t)$ 为时段 t 电动出租车 d 前往充电站 k 的预估充电量。 α_1 — α_3 可以反映电动出租车司机对各项指标的偏好^[10],通过设置不同的权重系数取值可以改变选站决策以及充电站定价结果。

时段 t 电动出租车 d 前往充电站 k 的预估总成本 $F_{k,d}^{\text{all}}(t)$ 为:

$$F_{k,d}^{\text{all}}(t) = F_{k,d}^{\text{d}}(t) + F_{k,d}^c(t) \quad (25)$$

选站结果 $s_d(t)$ 可表示为:

$$s_d(t) = \underset{k=1,2,\dots,K}{\operatorname{argmin}} (F_{k,d}^{\text{all}}(t)) \quad (26)$$

式中: K 为充电站数量。

充电导航及选站决策流程图见附录A图A3。

4 基于虚拟负荷和利用率均衡的充电站实时定价策略

充电电价是影响充电决策的重要因素,在电价的驱动下,可将电动出租车重新分配至不同的充电站进行充电,使得各充电站的利用率更为均衡。本文将电网公司及充电站视为一个整体,由电网公司通过调整处于不同空间位置的充电站充电电价实现快充负荷的有序引导。

4.1 虚拟负荷及动态定价流程

文献[10]认为电网调度的时间尺度通常为15 min,故将充电站的定价周期设置为15 min较为合适。如果只根据当前负荷水平进行定价,则无法反映处在选站阶段的电动出租车负荷对未来一段时间充电站负荷的影响。为此,本文提出了虚拟负荷的概念,时段 $t+1$ 充电站 k 的虚拟负荷 $L_k^v(t+1)$ 可表示为:

$$L_k^v(t+1) = L_k^{\text{in}}(t+1) + L_k^{\text{d}}(t) \quad (27)$$

$$L_k^v(t+1) = L_k^{\text{in}}(t) + L_k^{\text{a}}(t) - L_k^{\text{l}}(t+1) \quad (28)$$

式中: $L_k^{\text{in}}(t)$ 、 $L_k^{\text{d}}(t)$ 、 $L_k^{\text{a}}(t)$ 、 $L_k^{\text{l}}(t)$ 分别为时段 t 充电站 k 的站内负荷、选站决策负荷、到站负荷、离站负荷。

虚拟负荷并不是一个真实的数值,它反映的是充电站 k 的拥挤程度,对未来一段时间的负荷具有一定的“预见性”,通过对虚拟负荷进行充电电价调控,可以影响电动出租车群的选站结果。基于虚拟负荷进行定价的主要思路如附录A图A4所示。定价流程图如附录A图A5所示,具体定价步骤如下。

1) 计算平均虚拟负荷。考虑各充电站的充电桩数量不同,将各充电站的虚拟负荷向最大容量归算,可得时段 t 平均虚拟负荷 $L_{\text{mean}}^v(t)$ 的计算公式为:

$$L_{\text{mean}}^v(t) = \frac{\sum_{k=1}^K L_k^v(t) \delta_k}{K} \quad (29)$$

$$\delta_k = \frac{\max\{Z_1, Z_2, \dots, Z_K\}}{Z_k} \quad (30)$$

式中: δ_k 为充电站 k 的归算因子,若充电站 k 的容量与各充电站容量中的最大值相等,则 $\delta_k = 1$ 。

2) 当各充电站虚拟负荷与平均虚拟负荷之间的差值小于调节阈值时,为了减少更新次数以维持原充电电价不变,设置充电站 k 的充电电价调节条件为:

$$|L_k^v(t) \delta_k - L_{\text{mean}}^v(t)| > \delta_d L_{\text{mean}}^v(t) \quad (31)$$

式中: δ_d 为死区系数,本文设置为0.2。

3) 根据虚拟负荷和充电站容量,基于带压缩因子的粒子群优化算法对充电电价调节步长 ΔM_k 进行优化。

4) 确定充电电价调节步长后,根据充电站的虚拟负荷及平均虚拟负荷的关系进行充电电价更新,更新公式为:

$$p_k(t) = \begin{cases} p_k(t) + \Delta M_k & L_k^v(t) \delta_k - L_{\text{mean}}^v(t) > \delta_d L_{\text{mean}}^v(t) \\ p_k(t) & |L_k^v(t) \delta_k - L_{\text{mean}}^v(t)| \leq \delta_d L_{\text{mean}}^v(t) \\ p_k(t) - \Delta M_k & L_k^v(t) \delta_k - L_{\text{mean}}^v(t) < -\delta_d L_{\text{mean}}^v(t) \end{cases} \quad (32)$$

4.2 约束条件

1) 电动出租车的电量可达约束,即电动出租车可选择的充电站应在其剩余电量的可达范围之内。

2) 充电电价约束,即充电站 k 的充电电价应在其可行区间内,如式(33)所示。

$$p_{k,\min}(t) \leq p_k(t) \leq p_{k,\max}(t) \quad (33)$$

式中: $p_{k,\min}(t)$ 、 $p_{k,\max}(t)$ 分别为时段 t 充电站 k 充电电价的最小值、最大值。

5 算例分析

本文选用文献[11]中某市城区部分干道进行动态交通网模拟,该交通网包含29个节点和98条道路,具有连接关系的节点之间布置了双向道路,道路拓扑结构如附录A图A1所示。该城区分为居民区1(含节点1—11)、居民区2(含节点12—16)、工作区(含节点17—20)和商务区(含节点21—29)。

各道路长度及承载量参数参考文献[10],仿真周期为06:00—24:00。本文假设该城区内共有8000辆电动私家车和8000辆电动出租车,各类型电动汽车的渗透率为15%,电动私家车的日常通勤率为80%。电动出租车在06:00—10:00时段逐渐接入交通网,在18:00—24:00时段逐渐从交通网中退出;电动私家车按照一定的概率接入交通网,按照居民区-工作区-居民区的出行链行驶。电动汽车的初始荷电状态均匀分布在0.5~0.8范围内。区域内共设置了5座充电站(充电站1—5),分别位于交通网的节点6、7、13、17、27,各充电站的充电桩数量分别为30、20、40、15、45台。充电设备及各类型电动汽车参数可参考文献[10]。充电站的初始充电电价为0.8元/(kW·h),调节范围为0.3~1.2元/(kW·h)。

5.1 充电引导结果分析:充电站侧

从充电站的角度考虑,通过具有“预见性”的定价策略及充电引导策略,可以动态分配电动出租车,减少充电站的饱和时间,提高充电站间的均衡度。定义饱和时间 ω_k 为充电站 k 一天内充电桩全部被占用的时间,平均饱和时间 ω_{ave} 为 ω_k 的平均值。将均衡度 $\beta(t)$ 定义为时段 t 各充电站利用率的标准差,如式(34)所示。

$$\beta(t) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (\varphi_k(t) - \bar{\varphi}(t))^2}{K}} \quad (34)$$

$$\varphi_k(t) = \frac{P_k(t)}{P_c Z_k}, \quad \bar{\varphi}(t) = \frac{\sum_{k=1}^K \varphi_k(t)}{K} \quad (35)$$

式中: $\varphi_k(t)$ 为时段 t 充电站 k 的利用率。

充电站的平均均衡度 β_{ave} 可表示为:

$$\beta_{ave} = \frac{\sum_{t=1}^T \beta(t)}{T} \quad (36)$$

式中: T 为时段总数。

在有序引导和合理定价的前提下, 06:00—24:00 时段充电站的充电负荷及均衡度如图3所示。

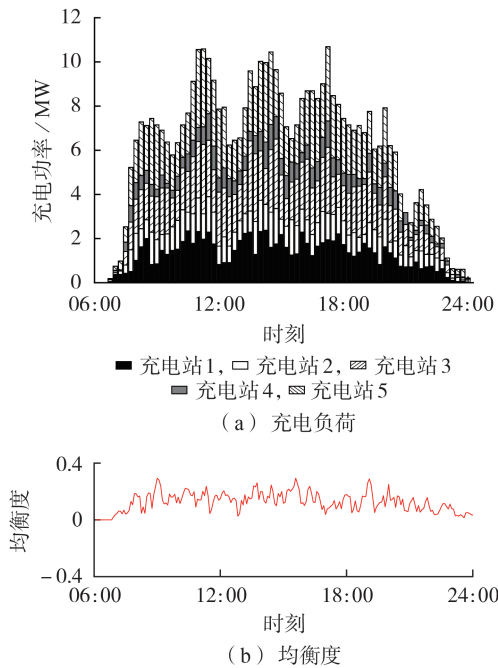


图3 充电站的充电负荷和均衡度

Fig.3 Charging load and equilibrium degree of charging stations

为了更好地说明本文所提有序引导及定价策略的优越性, 设置了如下8种场景进行对比分析: ①场景1, 接受引导并考虑本文定价策略; ②场景2, 接受引导(不考虑能耗)并考虑本文定价策略; ③场景3, 接受引导(不考虑时间)并考虑本文定价策略; ④场景4, 接受引导(不考虑充电费用)并考虑本文定价策略, 能耗部分仍考虑电价; ⑤场景5, 接受引导, 但不考虑定价策略; ⑥场景6, 接受引导(不考虑能耗), 但不考虑定价策略; ⑦场景7, 接受引导(不考虑时间), 但不考虑定价策略; ⑧场景8, 用户接受引导, 并采用文献[11]中的定价策略。

各场景下的平均饱和时间和平均均衡度分别如表1和表2所示。表中: $\omega_{ave,i}$ 、 $\beta_{ave,i}$ 分别为场景 i 的平

均饱和时间、平均均衡度; $\gamma_{\omega_{ave,i}}$ 、 $\gamma_{\beta_{ave,i}}$ 分别为场景1的平均饱和时间、平均均衡度相较于场景 i 结果的改善百分数, 计算式分别见式(37)和式(38)。

$$\gamma_{\omega_{ave,i}} = \left| \frac{\omega_{ave,1} - \omega_{ave,i}}{\omega_{ave,i}} \right| \times 100\% \quad i=2, 3, \dots, 8 \quad (37)$$

$$\gamma_{\beta_{ave,i}} = \left| \frac{\beta_{ave,1} - \beta_{ave,i}}{\beta_{ave,i}} \right| \times 100\% \quad i=2, 3, \dots, 8 \quad (38)$$

表1 各场景下的平均饱和时间

Table 1 Average saturation time of each scenario

场景	$\omega_{ave,i} / \text{min}$	饱和时间的标准差	$\gamma_{\omega_{ave,i}} / \%$
1	76	22.89	—
2	121	53.80	37.19
3	242	66.53	68.60
4	97	27.31	21.65
5	130	111.96	41.54
6	155	126.17	50.97
7	206	308.96	63.11
8	134	127.96	43.28

表2 各场景下的平均均衡度

Table 2 Average equilibrium degree of each scenario

场景	$\beta_{ave,i}$	$\gamma_{\beta_{ave,i}} / \%$	场景	$\beta_{ave,i}$	$\gamma_{\beta_{ave,i}} / \%$
1	0.1264	—	5	0.1756	28.02
2	0.1549	18.40	6	0.1842	31.38
3	0.2271	44.34	7	0.2308	45.23
4	0.1389	9.00	8	0.1831	30.97

由表1可知: 场景1的平均饱和时间和饱和时间标准差最小, 各充电站内的饱和程度较为平均; 相较于不考虑动态定价的场景5, 场景1的平均饱和时间、饱和时间标准差分别减少了41.54%、79.56%, 说明动态定价不仅可以改善充电站内部的拥堵情况, 还可以将充电压力有效地分配给各充电站; 场景3和场景7均采用不考虑时间因素的引导策略, 其平均饱和时间和饱和时间标准差均较高, 这表明时间因素对于充电引导策略的制定极为重要; 相较于场景5—7, 场景1—4下充电站的饱和时间标准差更小, 这表明本文所提定价策略能够缩小各充电站之间饱和程度的差异; 相较于场景8, 场景1的平均饱和时间和时间改善程度较为明显, 验证了本文所提定价策略具有一定的优越性。

由表2可知: 场景1的平均均衡度最小, 说明各充电站的利用情况最为均衡, 证明了接受引导并同时考虑定价策略的优化效果较明显; 场景8中的定价策略对充电站负荷水平的表现具有一定的“滞后性”, 其平均均衡度高于场景1。电网公司可根据具体的应用场景对充电站内的充电桩进行需求侧管理, 根据配电网的需求侧管理函数改变允许接入的充电桩数量^[16], 采用本文所提引导及定价策略仍可实现充电负荷在需求侧管理下的均衡分配。

场景1下充电站的实时电价曲线如图4所示。

由图可见,通过动态调整不同充电站的实时电价,可有效引导和分配电动出租车,提高充电站的利用率,缓解站内的拥堵现象。

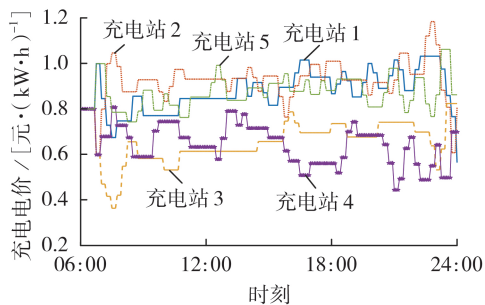


图4 充电站的实时电价曲线

Fig.4 Real-time electricity price curves of charging stations

5.2 充电引导结果分析:电动出租车司机

对于电动出租车司机而言,其希望通过引导策略产生更多的收入,部分场景下电动出租车司机的平均利润结果如表3所示。

表3 不同场景下电动出租车司机的平均利润

Table 3 Average profit of electric taxi users under different scenarios

场景	平均收入 / 元	平均成本 / 元	平均利润 / 元
1	698.4446	71.3159	627.1287
3	686.3828	73.9657	612.4171
5	695.9530	72.2241	623.7289
7	673.8396	71.9471	601.8925
8	693.8001	72.9641	620.8360

相较于场景2—8,场景1通过有序引导和合理定价,能够减少充电等待时间,增加其在交通网中的运营时间,从而提高了电动出租车司机的运营收入和平均利润,验证了本文所提定价策略具有一定的优越性。同时由于充电引导及定价策略能够有效均衡充电站间的负荷,提高充电站的综合利用率,通过提供“减桩”的需求侧管理服务,电网公司可进一步为电动出租车司机及出租车公司提供返利,进一步提高司机的收益。

5.3 动态导航结果分析:电动出租车司机

为了验证动态导航方法的有效性,假设一电动出租车于18:00从起始节点12出发到目的地节点17,其处于载客或空载状态时的路径规划结果如表4所示。由表可知:当电动出租车处于载客状态时,以行驶时间最短动态规划路径,可能会提高绕路及增加打车费用的风险,以打车费用最少为优化目标可以综合考虑时间和距离对费用支出的影响,可能会增加行程行驶时间,乘客可以根据自身对于时间和费用的敏感程度自由调整本次出行的优化目标;当电动出租车处于空载状态时,以能耗最少为优化目标进行路径规划的结果与载客状态下以打车费用

最少为优化目标的结果相同,说明以行驶距离为主要特征的能耗在打车费用最少优化目标下为主要影响因素。但是以能耗最少为优化目标可能会增加行驶时间,空载状态下的行驶时间是不会产生利润的,所以在实际导航规划中应综合考虑能耗与行驶时间。

表4 载客、空载状态下的路径规划结果

Table 4 Path planning results under passenger and no-passenger conditions

状态	优化目标	路径	行驶时间 / min	行驶里程 / km	乘客支出 / 元	能耗 / (kW·h)
载客	打车费用最少	12-13-14-20-25-29-28-17	38.0	19.2	50.3	3.7
	行驶时间最短	12-15-16-17	33.1	21.6	52.9	4.5
空载	能耗最少	12-13-14-20-25-29-28-17	38.0	19.2	0	3.7
	行驶时间最短	12-15-16-17	33.1	21.6	0	4.5

5.4 动态导航结果分析:交通网侧

假设在无引导策略下,电动出租车司机偏向于选择最短路径行驶。相比于无引导策略,动态导航策略能够帮助电动出租车司机找到最佳行驶路径,保证其利益最大化,同时能够对交通网的运行状态有一定程度的改善,定义路段 l 的健康系数 $I_l(t)$ 和功能区 y 的健康系数 Q_y 分别为:

$$I_l(t) = t_l(t) / t_{l0} \quad (39)$$

$$Q_y = \frac{\sum_{l=1}^{m_y} I_l(t)}{m_y} \quad (40)$$

式中: $t_l(t)$ 为路段 l 的行驶时间; t_{l0} 为路段 l 的零流量行驶时间; m_y 为功能区 y 内部的路段数量。

在动态导航策略和无引导策略下功能区的健康系数变化曲线如图5所示。由图可知:在无引导策略

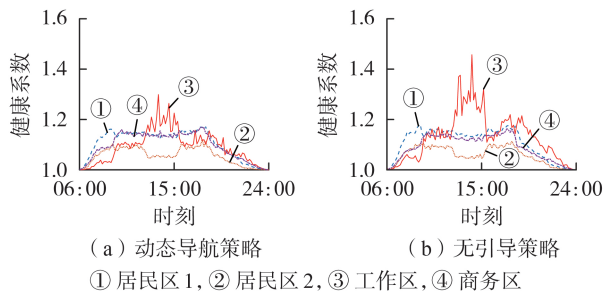


图5 动态导航策略和无引导策略下功能区的健康系数变化曲线

Fig.5 Change curves of functional areas' health coefficient under dynamic navigation strategy and no-guidance strategy

略下,由于工作区的区域范围较小,与相应交通网节点相连的路段较少,流量疏散能力较差,其健康系数在12:00时刻之后相较于其他功能区数值较大,健康程度表现较差,而商务区由于路段容量较大且流量疏散能力较强,其健康系数数值较小,健康程度表现较好;而本文所提动态导航策略可在保证电动出租车司机利益的同时规避拥堵路段,改善工作区的健康程度。

对于单条路段而言,动态导航策略会自动规避拥堵路段,转移车流量。以路段8-23和路段23-8为例,其在动态导航策略和无引导策略下的健康系数变化曲线如图6所示。由图可知,电动私家车因上下班通勤产生出行需求,路段8-23和路段23-8具有明显的早晚高峰特性,早高峰会对路段8-23产生影响,而晚高峰会对路段23-8产生影响,经本文所提动态导航策略引导后路段23-8的健康系数整体减小,高峰时段路段的拥堵情况得到缓解。

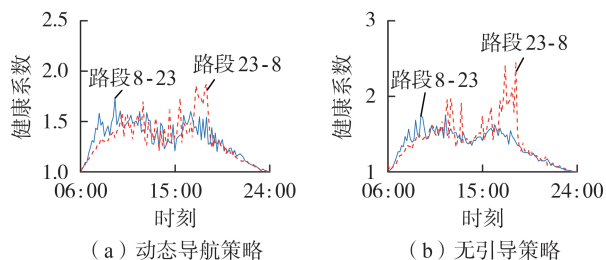


图6 动态导航策略和无引导策略下路段的健康系数变化曲线

Fig.6 Change curves of roads' health coefficient under dynamic navigation strategy and no-guidance strategy

6 结论

本文基于路-电耦合下交通流-能量流-信息流的交互框架,从空间维度对电动出租车进行引导,实现了电动出租车导航及选站决策的双动态化,解决了时间链和空间链的统一性问题。同时,所提基于虚拟负荷的充电站定价策略,对未来一段时间内的充电负荷具有一定的“预见性”,提高了充电负荷再分配的效果,降低了充电站的内部拥堵率,提高了电动出租车司机的平均收入,同时在一定程度上缓解了交通网的拥堵现象。

随着耦合网络动态交互的发展,电动出租车的行为描述及多方调控将变得更加复杂,考虑多源信息和电动出租车司机心理的电动出租车动态行为建模及多主体协调控制策略将是下一步的研究重点。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 周峰,周晖,刁赢龙. 泛在电力物联网智能感知关键技术发展思路[J]. 中国电机工程学报,2020,40(1):70-82,375.

ZHOU Feng,ZHOU Hui,DIAO Yinglong. Development of intelligent perception key technology in the ubiquitous Internet of Things in electricity[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(1):70-82,375.

[2] 杨天宇,郭庆来,盛裕杰,等. 系统互联视角下的城域电力-交通融合网络协同[J]. 电力系统自动化,2020,44(11):1-9. YANG Tianyu, GUO Qinglai, SHENG Yujie, et al. Coordination of urban integrated electric power and traffic network from perspective of system interconnection[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(11):1-9.

[3] 陈丽丹,张尧,Antonio Figueiredo. 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[J]. 电力自动化设备,2018,38(12):1-10. CHEN Lidan, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(12):1-10.

[4] 刘洪,阎峻,葛少云,等. 考虑多车交互影响的电动汽车与快充站动态响应[J]. 中国电机工程学报,2020,40(20):6455-6467. LIU Hong, YAN Jun, GE Shaoyun, et al. Dynamic response of electric vehicle and fast charging stations considering multi-vehicle interaction[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(20):6455-6467.

[5] GENG L J, LU Z G, HE L C, et al. Smart charging management system for electric vehicles in coupled transportation and power distribution systems[J]. Energy,2019,189:116275.

[6] 刘洪,戚博硕,韩震焘,等. 考虑移动充电车路径选择和能源补给的充电服务一体化经济调度[J]. 电力自动化设备,2018,38(9):62-69,84. LIU Hong, QI Boshuo, HAN Zhentao, et al. Integrated economic dispatching for charging service considering routing choice and energy supply of mobile charging vehicle[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(9):62-69,84.

[7] 邢强,陈中,冷钊莹,等. 基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 中国电机工程学报,2020,40(2):534-550. XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, et al. Route planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(2):534-550.

[8] 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.

[9] 吴芮,周良松,姚占东. 基于实时电价的电动汽车智能充电导航[J]. 中国电力,2020,53(4):131-138,146. WU Rui, ZHOU Liangsong, YAO Zhandong. Intelligent charging navigation for electric vehicles based on real-time electricity price[J]. Electric Power,2020,53(4):131-138,146.

[10] 徐诗鸿,张宏志,石栋,等. 面向智慧城市的快充负荷充电服务费制定策略[J]. 中国电机工程学报,2020,40(10):3187-3201. XU Shihong, ZHANG Hongzhi, SHI Dong, et al. Setting strategy of charging service fee for fast charging load of smart cities[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(10):3187-3201.

[11] 邵尹池,穆云飞,林佳颖,等. “车-站-网”多元需求下的电动汽车快速充电引导策略[J]. 电力系统自动化,2019,43(18):60-66,101. SHAO Yinchu, MU Yunfei, LIN Jiaying, et al. Fast charging guidance strategy for multiple demands of electric vehicle,

- fast charging station and distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(18): 60-66, 101.
- [12] DING D, LI J H, TU P J, et al. Electric vehicle charging warning and path planning method based on spark[J]. IEEE Access, 2020, 8: 8543-8553.
- [13] 张怡冰, 刘其辉, 洪晨威, 等. 基于模糊控制的区域电动汽车入网充放电调度策略[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 147-153. ZHANG Yibing, LIU Qihui, HONG Chenwei, et al. Charging and discharging dispatch strategy of regional V2G based on fuzzy control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 147-153.
- [14] 陈立兴, 黄学良. 高速公路充电站电动汽车有序充电策略[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 112-117, 126. CHEN Lixing, HUANG Xueliang. Ordered charging strategy of electric vehicles at charging station on highway[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 112-117, 126.
- [15] ZHANG J L, PEI Y Q, SHEN J M, et al. Charging strategy unifying spatial-temporal coordination of electric vehicles[J]. IEEE Access, 2020, 8: 74853-74863.
- [16] 胡方霞, 谷飞强, 周念成. 计及订单热力分布和充换电节点成本差异的电动网约车充换电路径最优规划方法[J]. 电力自动

化设备, 2020, 40(5): 54-65.

HU Fangxia, GU Feiqiang, ZHOU Niancheng. Optimal planning method of charging and swapping route for online electric vehicle-hailing considering thermal distribution of orders and cost difference of charging and swapping node[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 54-65.

作者简介:



傅质馨

傅质馨(1983—),女,副教授,博士,主要研究方向为可再生能源发电技术、物联网技术(E-mail: zhixinfu@hhu.edu.cn);

朱韦翰(1996—),男,硕士研究生,研究方向为路-电耦合下电动汽车协同优化调度(E-mail: 847237231@qq.com);

朱俊澎(1990—),男,讲师,博士,主要研究方向为主动配电网规划、运行与控制;

袁越(1966—),男,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行与分析、可再生能源发电技术等。

(编辑 陆丹)

Fast charging guidance and pricing strategy for electric taxis based on dynamic traffic-grid coupling network

FU Zhixin^{1,2}, ZHU Weihang^{1,2}, ZHU Junpeng^{1,2}, YUAN Yue^{1,2}

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Research Center for Renewable Energy Generation Engineering of Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: As the main participants of fast charging and traffic-grid coupling network, the continuous driving-charging behavior of electric taxis seriously affects the operation state of traffic-grid coupling network. Therefore, the fast charging guidance and pricing strategy of electric taxis based on dynamic traffic-grid coupling network are proposed. Firstly, an interactive framework of traffic flow-energy flow-information flow for electric taxis in traffic-grid coupling network is proposed. Then, the dynamic updating strategy of traffic network information is proposed, and the model of a single electric taxi is built to simulate the continuous driving-charging state switching behavior of electric taxis. On this basis, the dynamic navigation of route planning and traffic network information updating in the same cycle and the station selection decision method considering the next passenger seeking point are proposed. Finally, the virtual load is predicted according to the station load and station selection load, and the pricing strategy of charging station based on virtual load and utilization ratio balance is proposed. The simulative results show that the proposed method can balance the load of charging station, alleviate traffic congestion and increase the operation income of electric taxis.

Key words: traffic-grid coupling network; electric taxis; fast charging; dynamic navigation; virtual load; pricing decision

附录 A

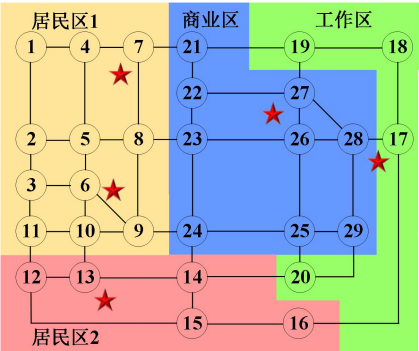


图 A1 交通网的道路拓扑结构
Fig.A1 Topology structure of roads in transportation network

表 A1 “滴滴出行” 定价标准
Table A1 Pricing standard of “Didi Chuxing”

时段	起步价/元	里程费/(元·km ⁻¹)	时长费/(元·min ⁻¹)
00:00—06:00	9.50	2.50	0.47
06:00—09:00	9.50	2.00	0.50
16:30—19:30	9.50	1.93	0.47
普通时段	9.00	1.87	0.38

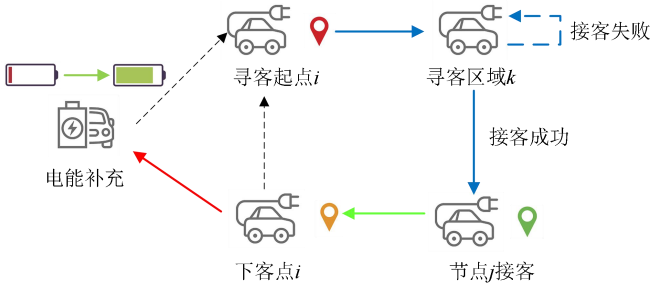


图 A2 电动出租车的任务链
Fig.A2 Task chain of electric taxis

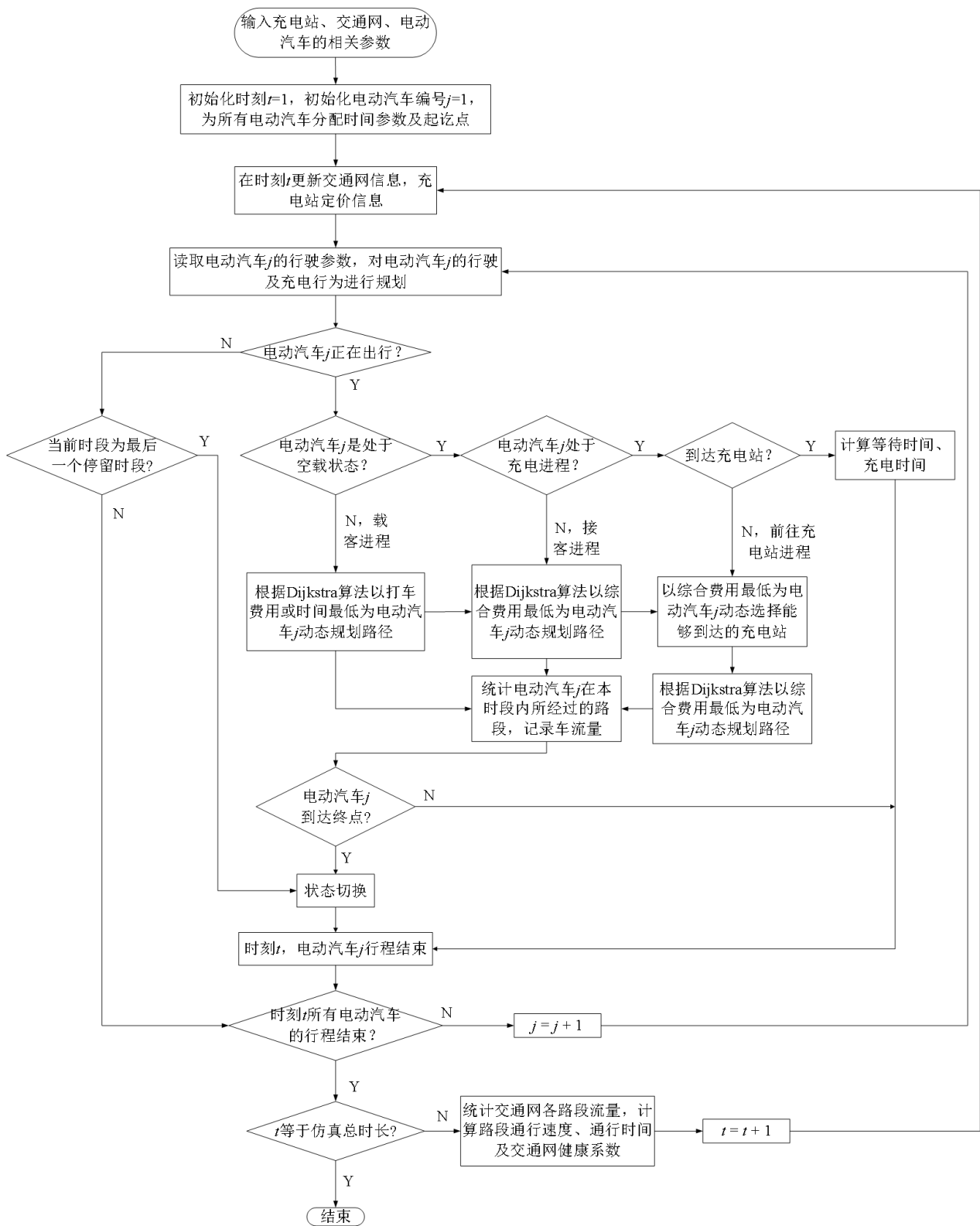


图 A3 充电导航及选站决策流程图

Fig.A3 Flowchart of charging navigation and station selection decision

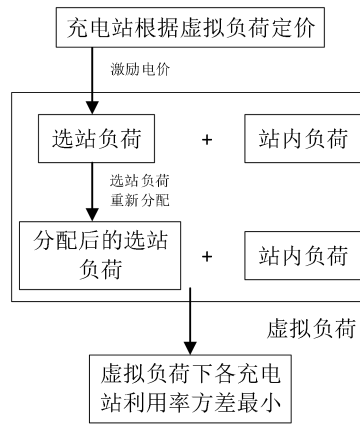


图 A4 基于虚拟负荷的定价思路
Fig.A4 Pricing idea based on virtual load

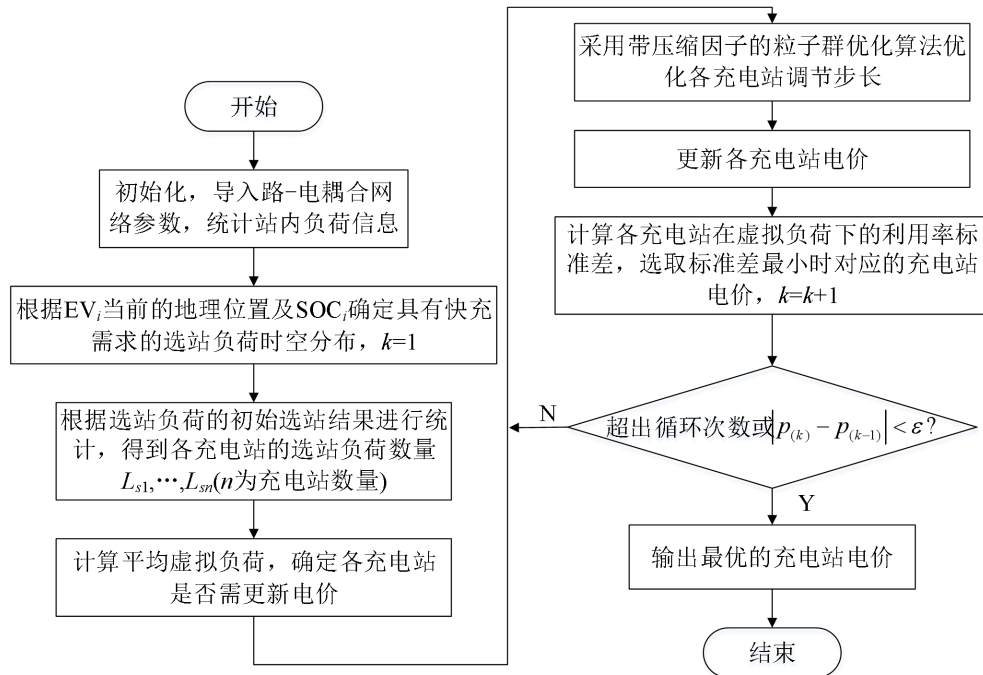


图 A5 充电站动态定价流程图
Fig.A5 Flowchart of charging station dynamic pricing