

基于多代理技术的电动出租车运营实时仿真系统及应用

荆朝霞¹, 郭文骏¹, 郭子暄²

(1. 华南理工大学电力学院, 广东省广州市 510640;

2. 中国能源建设集团广东省电力设计研究院有限公司, 广东省广州市 510663)

摘要: 电动出租车的示范运营对于电动汽车的推广具有引导意义,然而大规模电动出租车的接入将对电网运营和规划造成很大影响。为了研究区域内电动出租车运营的最优管理策略,引入多代理技术,采用了 Q-Learning 算法描述电动出租车的决策行为,利用 JADE 仿真工具建立了基于多代理技术的电动出租车运营实时仿真系统。通过实际应用分析表明,该系统通过主体之间以及主体与环境之间的交互,能有效地模拟电动出租车的动态行为及运营策略,为研究电动汽车规划、运营等问题提供参考。

关键词: 电动汽车; 多代理技术; Q-Learning 算法; JADE 实时仿真

0 引言

大规模电动汽车接入将会给电力系统的规划与运行带来各种挑战,需要对充换电设施的规划和运营、充电负荷的优化控制、考虑大量电动汽车接入的电网规划与运营、充换电对电网的影响分析等各种问题进行深入研究^[1-18]。电动汽车接入电网相关问题的研究方法有两大类:一类是基于传统的数学优化、均衡分析的方法^[1-8];另一类是基于多代理的仿真方法^[9-18]。大规模电动汽车接入电网后相关问题的研究,涉及电网和交通网两个复杂拓扑网络,电网公司、电动汽车所有者和司机、充换电设施所有者和运营者等多个不同的利益主体,而且受到电价政策、车辆运营规则、交通管理规则等多方面影响,相比传统的电力系统规划和运营问题更加复杂。采用传统数学优化、均衡分析方法,必须对相关模型进行较大的简化,同时难以考虑各主体的自主性和自适应性,因此无法实现对现实世界的准确模拟。

复杂适应系统理论(CAS)的出现为这类系统的建模、分析提供了一种有效的方法^[19]。多代理系统(MAS)是研究复杂适应系统的有效方法^[20]。在这个系统中,用具有一定自主性和适应性的代理来模拟复杂系统中的主体,通过一群具有不同目标的代理在交互环境中完成一个或多个功能,实现系统的整体优化。目前国内外在基于多代理技术的电动汽

车运营仿真方面已经产生一系列的研究成果。文献[9-18]对配电系统中电动汽车的分布控制管理、大规模电动汽车充电优化控制问题、电动汽车和充电设备之间的交互影响、家庭可插拔混合电动汽车的分布及对当地配电网络的影响、城市电动汽车充电设施布局规划等问题进行了研究。

多主体模拟软件可以帮助学习者直接体验相关学科的仿真模型,研究人员可以利用它作为工具,快速建立本领域的研究模型。目前,已经出现不少多主体建模软件平台,包括 JADE (Java agent development framework)^[9-13], Swarm^[14], Repast^[15], NetLogo^[16] 及 AnyLogic^[18] 等。

JADE 平台完全符合代理互操作软件标准 FIPA(foundation for intelligent physical agents)规范,方便系统的扩展,在 MAS 研究中得到了广泛的应用。在电动汽车运营研究方面,文献[9]建立了三层代理模型对电动汽车协调充电问题进行研究;文献[10]发展了一种基于分布式代理和纳什确定等效原则的电动汽车充电控制方法;文献[11]提出了一种考虑电价和配电网约束的基于 MAS 的电动汽车电池充电控制管理方法;文献[12-13]建立了考虑电动汽车、交通网络、充电站等多种主体的多代理实时仿真平台。本文在文献[12]的基础上进一步开发了针对出租车这一类型电动汽车的仿真平台,并讨论了其在电动汽车充换电设施规划等研究问题中的应用。电动出租车是电动汽车中一种重要的类型,其行为特性相对电动公交车、私家车及公务车更加复杂^[2,6],本文考虑出租车的交接班制度、电价政策等

收稿日期: 2015-05-24; 修回日期: 2015-08-04。

上网时间: 2015-11-18。

国家自然科学基金资助项目(51377058)。

详细特性对电动出租车运营问题进行建模,并建立了基于 Q-Learning 算法(简称 Q 学习算法)的电动出租车载客、充电等决策方法。

1 基于 MAS 的电动出租车运营实时仿真系统架构

1.1 平台中各类代理概述

本文建立的电动出租车运营实时仿真系统包括以下 6 种类型的代理。

1)时间控制代理:用于系统中各代理运行时间的协调同步,以及系统整体运行的启停控制。

2)地图代理:为相关代理提供交通网络、充电站分布以及乘客分布等与地图相关的信息。

3)数据存储代理:负责系统中数据的存储、查询等服务。

4)乘客生成器代理:在一定的时间和地图上相应的位置生成出租车乘客。

5)充电站代理:为出租车代理提供充电相关信息及服务。

6)出租车代理:进行出租车运营的决策,包括载客/充电的选择、寻客方向的选择等。

1.2 主要类型代理的模型

1.2.1 时间控制代理

时间控制代理相当于计算机系统时钟,可以控制整个仿真系统的开始时间、仿真的启动和暂停以及仿真的时间步长和更新时间周期。其中,仿真时间步长指后台对各代理的状态进行更新的时间步长,取值最小可以为 1 s,更新时间周期为在图形界面上状态更新的时间,可以根据实际情况选择,最小值为仿真时间步长。

1.2.2 乘客生成器代理

乘客生成器代理负责出租车乘客的生成,乘客的参数包括所在位置、生成时间、目的地点以及离开时间等。本文假定在一定时间内乘客的出现概率满足泊松分布,如式(1)所示,并且设定乘客对象在生成节点处等待 30 min 后主动离开。

ρ = (λT)^n e^{-λT} / n! (1)

式中:ρ 为时间 T 内有 n 个乘客请求出租车服务的概率;λ 为乘客到达率,即单位时间内乘用出租车的平均乘客数。

1.2.3 充电站代理

充电站代理主要与出租车代理进行信息交互。接收到出租车代理发送的充电请求信息后,充电站代理分析站内充电设备的使用情况,若有空闲设备,则立即为出租车代理提供充电服务,否则将其加入

充电等待队列。当出租车代理完成充电后,充电站代理对其进行信息注销并移除出充电队列。另外,充电站代理每 10 min 记录当前充电负荷数据,待系统进入暂停状态时,通过与数据更新代理交互上传负荷信息。

1.2.4 出租车代理

出租车代理的参数包括出租车代理的名称和数字编码等标识参数,电池续航里程、电池容量、额定电压和充电功率参数等车辆性能参数,以及在地图中的地理位置和当前荷电状态(SOC)等状态参数。

出租车代理有三种运营状态:决策间段、寻客及充电。当出租车代理处于决策间段状态时,将根据学习决策信息选择寻客或充电行为,图 1 为电动出租车的运营流程。

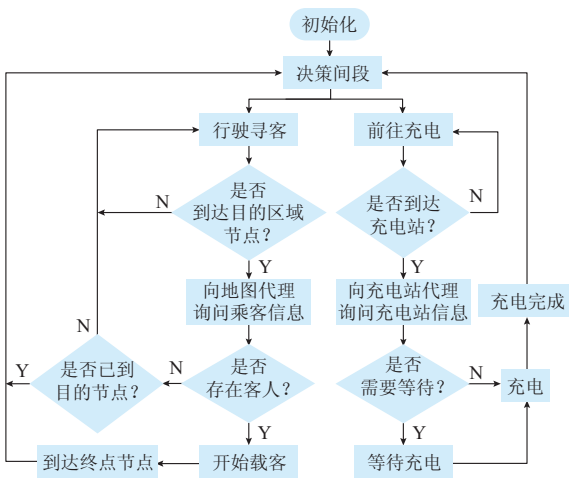


图 1 电动出租车运营流程图
Fig.1 Operation process of electric taxi

当选择寻客行为时,出租车代理将根据选择的寻客目的分区的不同进行原地等候或以最短路径树集(计算最短路径时采用 Dijkstra 算法^[21])前往寻客目的节点。进入目的分区后,出租车代理将向地图代理询问途径节点是否存在乘客。若存在乘客,出租车代理发出接到乘客的信息,随即以最短路径将乘客送至终点节点,之后返回决策间段状态;若到达寻客目的节点时仍未接到乘客,则视为寻客失败,也返回决策间段状态。当选择充电行为时,出租车代理同样以最短路径前往最近的充电站,并与充电站代理进行信息交互,进入等待或充电状态,充电完成后返回决策间段状态。

2 基于 Q 学习算法的电动出租车行为决策模型

2.1 Q 学习算法概述

当出租车代理处于决策间段状态时,采用 Q 学

习算法进行行为决策。Q学习算法通常基于马尔可夫决策模型表述其状态转移及行为决策^[22],其马尔可夫过程(MDP)可由式(2)所示的五元组表示。

$$\{S, A, p(s, a_t, s'), R(s_t, a_t), Q(s_t, a_t) | s_t \in S, a_t \in A\} \quad (2)$$

式中: S 为代理在 MDP 环境中的状态集; A 为代理的行为策略空间; $p(s, a_t, s')$ 为代理在状态 s 下采取 a_t 行为使环境状态转移到 s' 的概率; $R(s_t, a_t)$ 为代理在 t 时刻采取 a_t 行为后通过环境反馈所获得的行为收益; $Q(s_t, a_t)$ 为代理处于 s_t 状态下选择 a_t 行为的倾向系数。

倾向系数的更新计算公式如式(3)所示。

$$Q_{t+1}(s_t, a_t) = Q_t(s_t, a_t) + \beta(R_t(s_t, a_t) + \gamma \max_{a \in A} Q_t(s_{t+1}, a) - Q_t(s_t, a_t)) \quad (3)$$

式中: $\beta \in [0, 1]$ 为学习更新因子; $\gamma \in [0, 1]$ 为连续状态折扣耦合因子。

倾向系数计算结果写入倾向系数矩阵: $Q = \{Q(s, a) | s \in S, a \in A\}$ 。代理在完成 $Q(s_t, a_t)$ 的更新后,将根据状态 s_t 下的倾向系数值,对策略集中策略选择的概率权重进行更新。概率权重更新的方式存在多种,本文采取 Q 值跟踪的更新方法:

$$p_s^{t+1}(a) = \begin{cases} p_s^t(a) + v(1 - p_s^{t+1}(a)) & a = a_h \\ p_s^t(a)(1 - v) & \forall a \in A, a \neq a_h \\ p_s^{t+1}(a) & \forall a \in A, \forall \bar{s} \in S, \bar{s} \neq s \end{cases} \quad (4)$$

式中: $p_s^t(a)$ 为在时刻 t 状态 s 下选择行为 a 的概率; a_h 为在即时迭代时刻,状态 s 下倾向系数值最高的行为; $v \in [0, 1]$ 为概率更新系数,通常与学习更新因子 β 取相同值。

概率更新计算结果写入行为概率矩阵: $P = \{p(s, a) | s \in S, a \in A\}$,其中 $p(s, a)$ 为代理在状态 s 下采取 a 行为的概率。

2.2 出租车代理行为决策 Q 学习算法模型

2.2.1 状态空间

本文根据时刻、地理位置及电池电量三个维度对状态空间进行描述,即

$$[T_{\text{Time}}, P_{\text{Position}}, S_{\text{SOC}}] \quad (5)$$

式中: T_{Time} 为当前时刻状态,将一天 24 h 分为 N_T 个状态; P_{Position} 为当前地理位置状态,可根据出租车运营环境特性进行划分,设为 N_P 个分区; S_{SOC} 为电池电量状态,按照充电必要性划分为 N_S 种状态。

在本文中, N_T 取 12, N_P 取 7, N_S 取 4。电池电量状态取值如下:状态 1 为无充电必要, $S_{\text{SOC}} \geq 50\%$; 状态 2 为充电必要性较小, $35\% \leq S_{\text{SOC}} < 50\%$; 状态 3 为较有充电必要, $20\% \leq S_{\text{SOC}} < 35\%$; 状态 4 为必须充电, $S_{\text{SOC}} < 20\%$ 。实际情况中可以

根据所在位置、车型等信息进行状态的划分。

2.2.2 行为决策空间

出租车代理的行为策略分为寻客、等待及充电三种情况,为降低维数,将等待视为在原区域寻客的特殊情况。根据以上定义,任一时刻出租车代理有 $N_P + 1$ 个可选的行为策略,定义为 $a_1, a_2, \dots, a_{N_P+1}$,其中 a_1, a_2, \dots, a_{N_P} 策略表示寻客行为,下标表示寻客目的分区标号, a_{N_P+1} 策略表示充电行为。

寻客行为又分为两种情况:①若寻客目的分区与当前所处分区不同,则出租车代理按均匀概率分布原则选取目的分区中的某一道路交叉点作为寻客目的节点,若到达目的节点后仍未寻客成功则视为该次决策失败;②若寻客目的分区与当前所处分区一致,则赋予出租车代理 50% 的概率在原地等待直至乘客出现,等待时间超过 30 min 视为等待失败,另外 50% 的概率下出租车代理按均匀概率分布原则选取本分区中的某一道路交叉点作为寻客目的节点。

充电行为下,出租车代理按最短路径前往最近的充电站,充电完成后重新回到决策循环。考虑到当前电动汽车电池的发展现状,本模型中出租车代理每次均将电池充至满电状态。

2.2.3 行为收益函数

2.2.3.1 收益函数模型概述

Q 学习算法模型中的收益函数反映了代理在当前状态采取当前策略的行为效果评价。本文中,将收益函数表示为若干种收益指标的加权值。对于每个指标,采用最大值/最小值的方法对指标进行归一化处理。

$$R_t = \sum_{Q_i \in B_1} \alpha_i R_t^{Q_i} + \sum_{Q_i \in B_2} \alpha_i R_t^{Q_i} \quad (6)$$

$$R_t^{Q_i} = \begin{cases} \frac{Q_{i, \max} - Q_{i, t}}{Q_{i, \max} - Q_{i, \min}} & Q_i \in B_1 \\ \frac{Q_{i, t} - Q_{i, \min}}{Q_{i, \max} - Q_{i, \min}} & Q_i \in B_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: B_1 为某种情况下收益函数需要考虑的指标中,取值越小越好的指标集合; B_2 为该情况下收益函数需要考虑的指标中,取值越大越好的指标集合; α_i 为评价权重系数; Q_i 为第 i 个评价指标; $Q_{i, t}$ 为该指标在 t 时刻的取值; $Q_{i, \max}$ 和 $Q_{i, \min}$ 分别为指标的最大值和最小值。

对于 B_1 集合中的指标,最大值对应非满意值,最小值对应满意值;对于 B_2 集合中的指标,最大值对应满意值,最小值对应非满意值。

定义两种收益函数:载客收益函数和充电收益函数,并将行为策略选取后的结果划分为五种情况,每种情况下收益函数的选择方式如下。

1)情况 1:选择了充电行为,收益按充电收益函数计算。

2)情况 2:选择了寻客行为,寻到客人并将客人送往目的地后 S_{SOC} 仍大于充电阈值 S_{SOCmin} ,收益按载客收益函数计算。

3)情况 3:选择了寻客行为,但在未寻到客人之前 S_{SOC} 已降到 S_{SOCmin} 以下,并已经行驶距离 L_0 。这种情况下需要强制将出租车运行状态改为充电状态并开往充电站,收益按充电收益函数计算,其中充电行驶距离增加 L_0 。

4)情况 4:选择了寻客行为,寻到客人后,在未送到目的地前 S_{SOC} 已降到 S_{SOCmin} 以下,并已行驶距离 L_0 。这种情况下同样需要强制将出租车运行状态改为充电状态并开往充电站,充电完毕后继续行驶距离 L_1 将客人送往目的地,为补偿客人时间损失,此次载客免收车费。这种情况下收益按充电收益函数计算,其中充电行驶距离增加 L_0+L_1 。

5)情况 5:选择了寻客行为,但到达寻客目的节点后仍未寻到客人,收益按载客收益函数计算,但载客收费指标效益为零。

情况 4 一般情况下不会发生,因为司机可以主动地合理拒载。但在司机非理性决策及道路异常等情况下,这种情况也会发生。

2.2.3.2 载客收益函数

载客收益函数需考虑三个指标:寻客时间 T_t (越小越好)、载客收费 P_t (越大越好)和载客后剩余电量百分比 S_t (越大越好),即收益为:

$$R_t = \alpha_{p1} R_t^T + \alpha_{p2} R_t^P + \alpha_{p3} R_t^S \tag{8}$$

式中: $\alpha_{p1}, \alpha_{p2}, \alpha_{p3}$ 为载客模式评价权重系数; R_t^T, R_t^P, R_t^S 分别为寻客时间、载客收费和载客后剩余电量百分比三个指标在 t 时刻对应的收益值。

当所有道路的行驶速度相同时, P_t 和 S_t 有固定的线性关系,如果考虑不同道路的不同行驶速度及其引起的电池单位公里耗电量的不同, P_t 和 S_t 之间有复杂的关系。为了简化模型,在收益函数中将 S_t 作为一个独立的指标而非 P_t 的函数。

2.2.3.3 充电收益函数

充电收益函数考虑四个指标:充电电量百分比 M_t (越大越好)、充电电价 D_t (越小越好)、充电行驶距离 L_t (越小越好)和充电等待车辆数目 N_t (越小越好),即收益为:

$$R_t = \alpha_{c1} R_t^M + \alpha_{c2} R_t^D + \alpha_{c3} R_t^L + \alpha_{c4} R_t^N \tag{9}$$

式中: $\alpha_{c1}, \alpha_{c2}, \alpha_{c3}, \alpha_{c4}$ 为充电模式评价权重系数; $R_t^M, R_t^D, R_t^L, R_t^N$ 分别为充电电量百分比、充电电价、充电行驶距离、充电等待车辆数目四个指标在 t 时刻对应的收益值。

2.2.3.4 权重指标的确定

对收益函数中的各权重指标,当前由专家根据实际系统情况给出。实际中,有些指标在电网、道路等环境参数确定的情况下有固定关系,在确定权重指标时需要考虑这些因素。譬如寻客时间 T_t 和载客收费 P_t 两个指标, T_t 主要反映两方面的成本,即空载时的电耗及司机的时间成本,在给定各道路行驶速度和司机时间成本的情况下,可转化为以货币为单位的成本值,这样其与 P_t 就具有相同量纲。

2.2.4 总体学习决策流程

基于 Q 学习算法的电动出租车学习决策流程如下。

步骤 1:初始化倾向系数矩阵 Q 和行为概率矩阵 P ,设定最大步数 K ,令 $t=1$ 。

步骤 2:选取一随机数,根据当前状态和概率矩阵 P 选择行为 a_t 。

步骤 3:根据式(8)及式(9)计算本轮收益 R_t 。

步骤 4:根据式(3)更新矩阵 Q 。

步骤 5:根据式(4)更新矩阵 P 。

步骤 6:进入下一轮, $t \rightarrow t+1$ 。

步骤 7:当学习步数大于 K ,仿真结束,否则转步骤 2。

3 算例分析

3.1 系统参数及运营环境设置

本文仿真中,仿真时间步长设定为 60 s,界面更新时间设定为 10 min。选取 BYD-E6 纯电动汽车作为出租车研究对象,其具体参数如下:电池续航为 300 km,电池容量为 200 Ah,额定充电电压为 320 V,慢充电功率为 14 kW,快充充电功率为 90 kW。所有出租车采用快充模式,充电完成达到满电状态(SOC 为 1)。

出租车运营实施二班制,于 05:30 及 17:30 的下一个决策间段在指定的充电站进行交接班,此时规定各车辆的 SOC 值需不小于一定阈值 S_{ocj} 。根据电动出租车运营收益模型的描述,其评价权重系数的设置如下: $\alpha_{p1}=0.45, \alpha_{p2}=0.45, \alpha_{p3}=0.1, \alpha_{c1}=0.2, \alpha_{c2}=0.65, \alpha_{c3}=0.1, \alpha_{c4}=0.05$ 。各收益指标参数见表 1。权重系数和收益指标等参数的选择由专家综合考虑指标间的关系和实际系统的特点确定。

表 1 电动出租车运营收益指标参数
Table 1 Parameters of electric taxi operation revenue function

| 收益指标值 | T_t/s | $P_t/元$ | $S_t/\%$ | $M_t/\%$ | $D_t/元$ | L_t/km | $N_t/台$ |
|-------|---------|---------|----------|----------|---------|----------|---------|
| 最小值 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.3 | 0 | 0 |
| 最大值 | 960 | 100 | 1 | 1 | 1.5 | 8 | 5 |

仿照某城市某区域绘制交通信息图,如附录 A 图 A1 所示,由 108 个节点、170 条道路组成,划分为 7 个功能分区,其中节点 105,107,108 为位于中心区的充电站,设备数量为 20 台;节点 106 为位于开发区的充电站,设备数量为 15 台。

仿真初始时间为 19:30,此时 150 台运营车辆的初始地点为交接班地点附近,初始 SOC 状态服从正态分布 $N \sim ((1+S_{ocj})/2, 0.05^2)$ 。

交接班时刻及电量限制、充电站布局规划和充电电价策略等因素都会影响电动出租车的整体运营效果。本算例中采用峰谷平充电电价策略(如表 2 所示),交接班 SOC 阈值 S_{ocj} 设定为 50%,通过仿真分析充电站的布点规划对电动出租车运营的影响。

| 表 2 峰谷平充电电价策略 | | |
|--|--|----------------------------------|
| Table 2 Policy of peak and valley charging price | | |
| 时段类别 | 时间段 | 电价/ (元·(kW·h) ⁻¹) |
| 高峰时段 | 14:00—17:00, 19:00—22:00 | 0.987 5 |
| 平时段 | 08:00—14:00, 17:00—19:00, 22:00—24:00 | 0.610 0 |
| 低谷时段 | 00:00—8:00 | 0.319 7 |

3.2 收敛性分析

在仿真过程中,定义收敛度 C_k 来判断仿真的收敛性。收敛度 C_k 的计算公式如下:

$$C_k = \frac{\sum_{s \in S} \max_{a \in A} p_s(a)}{N_s} \tag{10}$$

式中: N_s 为状态空间集中状态的数目。

本算例仿真的收敛度变化曲线如图 2 所示。

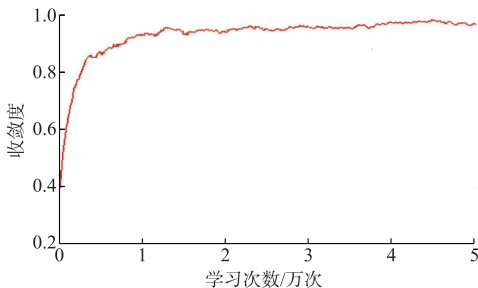


图 2 电动出租车学习决策模型收敛度
Fig.2 Convergence of electric taxis learning decision model

可以看出,初始阶段出租车代理处于对环境的探索过程中,收敛度快速上升;随着学习次数的增加,收敛度保持上升趋势并逐步平稳于 0.98,出租车代理的行为决策趋于稳定。图 3 给出了电动出租车日均运营收益值的变化曲线。可以看出,随着仿真的进行,收敛度的增大,收益值也趋于稳定。当然,由于收益受到乘客情况等一些随机因素的影响,即

使收敛度比较大的情况,收益值仍然有一定的波动。

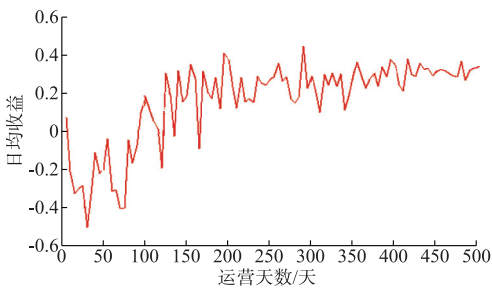


图 3 电动出租车日均运营收益变化曲线
Fig.3 Variation curve of electric taxis average daily operation revenue

3.3 在充电设施规划中的应用

3.3.1 基本思路

如前所述,利用多代理仿真系统,可以对电动汽车运营进行更加细致的建模,因此也能更加准确地对其充电负荷的时间、空间分布进行分析,进而对充电设施的规划进行指导。可以利用本文仿真系统进行充电设施选址研究。基本思路如下:①对基准方案进行仿真,分析收敛情况下各充电站的负荷情况;②确定若干待选充电设施规划方案;③对每个待选充电设施规划方案进行仿真;④对不同选址方案下的仿真结果进行比较,分析不同方案下的充电负荷分布情况及各类运营指标;⑤结合不同方案的投资和运营成本进行综合的决策。

相比常规的方法,基于多代理技术仿真的方法能够对不同充电设施规划方案下的充电负荷进行更加真实准确的计算,从而获得更加准确的运行成本。

3.3.2 基准方案仿真

取当前充电设施分布为基准方案,仿真收敛后,区域内各充电站的充电负荷分布情况如图 4 所示。

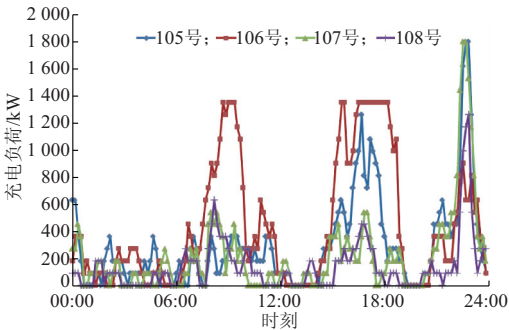


图 4 原有方案各充电站电动出租车充电负荷分布曲线
Fig.4 Distribution curves of electric taxis in charging stations of original scheme

可以看出,位于中心区的 108 号充电站利用率相对较低,105 号及 107 号充电站在接近凌晨时刻达到运营极限,位于开发区的 106 号充电站在

16:00—19:00 时段长时间处于运营极限状态,导致部分出租车充电等待时间过长。通过以上分析可得,当前充电设施布局存在以下问题:开发区充电站运营能力不足,在一定程度上加大了出租车整体运营的时间成本;在接近凌晨时段,中心区充电站负荷达到峰值,且变化速度较快,对配电网造成较大冲击。

3.3.3 待选规划方案及仿真

针对当前规划存在的问题,考虑在区域内某节点新建充电站,设备数量为 15 台。根据区域的实际情况提出两种充电站新建选址方案:方案 1 为在区域 5 的 5 号节点新建充电站;方案 2 为在区域 6 的 43 号节点新建充电站。图 5 和图 6 分别为方案 1 和方案 2 下各充电站的充电负荷分布图。

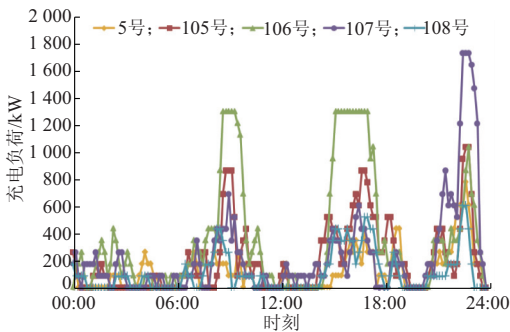


图 5 选址方案 1 各充电站电动出租车充电负荷分布曲线
Fig.5 Distribution curves of electric taxis in charging stations of first siting scheme

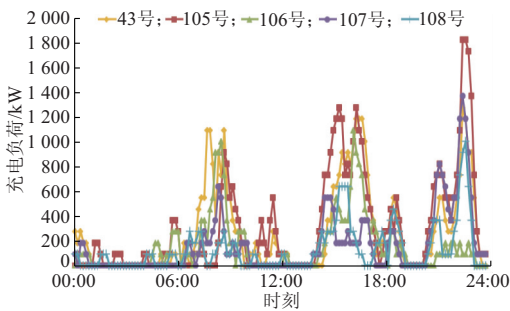


图 6 选址方案 2 各充电站电动出租车充电负荷分布曲线
Fig.6 Distribution curves of electric taxis in charging stations of second siting scheme

从结果看到,方案 1 下 5 号充电站有效缓解了中心区 105 号充电站高峰负荷压力,在一定程度上降低了负荷高峰时段对配电网的冲击。然而,由于出租车充电负荷的转移,108 号充电站的利用率进一步下降,且 106 号充电站仍长时间处于运营极限状态。方案 2 下 43 号充电站有效满足了开发区出租车充电负荷需求,106 号充电站峰值负荷大大降

低,减少了出租车充电等待时间。由于充电负荷的转移,107 号充电站在凌晨时段的峰值负荷降至 1.35 MW,有效减小了对配电网的冲击,同时,108 号充电站的利用率也有所提高。

根据仿真结果,可以分别对两个方案下的最大负荷、负荷峰谷差、充电电费等进行计算,作为充电设施规划方案选择的依据。

4 结语

本文建立的基于 MAS 的电动出租车运营实时仿真系统可以对电动出租车运营问题实现精细的建模和准确的模拟,可以更加准确地对充电负荷峰值、峰谷差、充电成本等进行计算。充电设施选址算例说明了本文方法在电动汽车规划中的应用,除此之外,基于该仿真系统,还可以进行有序充电策略、电价政策、配网规划、机组组合等问题的研究。

本文在基于多代理技术的电动汽车运营仿真方面进行了初步探索,在未来的研究工作中,需要在系统构建及学习决策模型等多个方面进一步开展深入研究:①收益函数方面,对不同指标本文采用了比较简单的加权方法,权重由专家给定,具有一定主观性。未来可对各指标进行更加深入、细致的建模,形成更合理的收益函数;②对充电站代理进行详细建模,考虑其建设成本及运营效益;③完善代理类型,建立电网代理的详细模型,计算电网中不同线路上的潮流分布;④改进智能学习算法,改善收敛性能。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

[1] 孙伟卿,王承民,曾平良,等.基于线性优化的电动汽车换电站最优充放电策略[J].电力系统自动化,2014,38(1):21-27.DOI: 10.7500/AEPS201206228.
SUN Weiqing, WANG Chengmin, ZENG Pingliang, et al. An optimal charging/discharging strategy for electric vehicle battery swapping stations based on linear optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 21-27. DOI: 10.7500/AEPS201206228.
[2] 孙利浩.实时电价下电动出租车优化调度策略研究[D].杭州:浙江大学,2014.
[3] 罗卓伟,胡泽春,宋永华,等.大规模电动汽车充放电优化控制及容量效益分析[J].电力系统自动化,2012,36(10):19-26.
LUO Zhuowei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Coordinated charging and discharging of large-scale plug-in electric vehicles with cost and capacity benefit analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(10): 19-26.
[4] 吴红斌,侯小凡,赵波,等.计及可入网电动汽车的微网系统经济调度[J].电力系统自动化,2014,38(9):77-84.DOI: 10.7500/AEPS20130911002.
WU Hongbin, HOU Xiaofan, ZHAO Bo, et al. Economical dispatch of microgrid considering plug-in electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 77-84.

- DOI: 10.7500/AEPS20130911002.
- [5] 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.
- [6] 李亚芬,黄梅,张维戈.电动出租车日充电负荷估算方法[J].电力系统自动化, 2014, 38(10): 55-60. DOI: 10.7500/AEPS20130725007.
LI Yafen, HUANG Mei, ZHANG Weige. An estimation method for daily charging load of electric taxis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(10): 55-60. DOI: 10.7500/AEPS20130725007.
- [7] ROMÁN T G S, MOMBER I, ABBAD M R, et al. Regulatory framework and business models for charging plug-in electric vehicles; infrastructure, agents, and commercial relationships [J]. Energy Policy, 2011, 39(10): 6360-6375.
- [8] FERNANDEZ L P, ROMÁN T G S, COSENT R, et al. Assessment of the impact of plug-in electric vehicles on distribution networks [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2011, 26(1): 206-213.
- [9] PAPADOPOULOS P, JENKINS N, CIPCIGAN L M, et al. Coordination of the charging of electric vehicles using a multi-agent system [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2013, 4(4): 1802-1809.
- [10] KARFOPOULOS E L, HATZIARGYRIOU N D. A multi-agent system for controlled charging of a large population of electric vehicles [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2013, 28(2): 1196-1204.
- [11] UNDA I G, PAPADOPOULOS P, SKARVELIS-KAZAKOS S, et al. Management of electric vehicle battery charging in distribution networks with multi-agent systems [J]. Electric Power Systems Research, 2014, 110: 172-179.
- [12] HU Binjiang, GUO Wenjun, JING Zhaoxia. Electric vehicles operation simulation system based on multi-agent system [C]// 2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific, August 31-September 3, 2014, Beijing, China: 5p.
- [13] 荆朝霞,胡斌江,江昌旭.基于多代理系统的电动汽车综合运营仿真平台设计与应用[J].电力建设,2015,36(7):216-221.
JING Zhaoxia, HU Binjiang, JIANG Changxu. Design and implementation of a multi-agent-system based on electric vehicles operating simulation platform [J]. Electric Power Construction, 2015, 36(7): 216-221.
- [14] 高赐威,董传燕,薛飞.基于多代理系统的电动汽车充电行为仿真软件设计与实现 [J].中国电机工程学报,2012,32(31): 68-77.
GAO Ciwei, DONG Chuanyan, XUE Fei. Design and implementation of simulation software for electric vehicle charging behavior based on multi-agent system [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 68-77.
- [15] SWEDA T, KLABJAN D. An agent-based decision support system for electric vehicle charging infrastructure deployment [C]// 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, September 6-9, 2011, Chicago, IL, USA: 5p.
- [16] CUI X, LIU C, KIM H K, et al. A multi agent-based framework for simulating household PHEV distribution and electric distribution network impact [R]. 2010.
- [17] GALUS M D, WARAICH R, NOEMBRINI F, et al. Integrating power systems, transport systems and vehicle technology for electric mobility impact assessment and efficient control [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2012, 3(2): 934-949.
- [18] ELBANHAWY E Y, DALTON R, THOMPSON E M, et al. A heuristic approach for investigating the integration of electric mobility charging infrastructure in metropolitan areas; an agent-based modeling simulation [C]// 2012 2nd International Symposium on Environment Friendly Energies and Applications, June 25-27, 2012, Coventry, UK: 74-86.
- [19] HOLLAND J H.适应性造就复杂性 [M].上海:上海科技教育出版社,2011.
- [20] 方美琪,张树人.复杂系统建模与仿真 [M].北京:中国人民大学出版社,2011.
- [21] JOHNSON D B. A note on Dijkstra's shortest path algorithm [J]. Journal of the ACM, 1973, 20(3): 385-388.
- [22] SUTTON R S, BARTO A G. Reinforcement learning: an introduction [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 1998.

荆朝霞(1975—),女,通信作者,博士,教授,主要研究方向:电动汽车运营模式、电力系统规划及运营、电力市场、分布式综合供能系统优化。E-mail: zxjing@scut.edu.cn

郭文骏(1990—),男,硕士研究生,主要研究方向:电动汽车运营模式、多代理系统。

郭子暄(1989—),男,硕士研究生,主要研究方向:多代理系统、分布式功能、电力市场。

(编辑 万志超)

Real-time Simulation of Electric Taxi Operation Based on Multi-agent Technology

JING Zhaoxia¹, GUO Wenjun¹, GUO Zixuan²

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

2. Guangdong Electric Power Design Institute Co. Ltd. of China Energy Engineering Group, Guangzhou 510663, China)

Abstract: The demonstration operation of electric taxi (ET) provides useful guidance to the development of electric vehicles. However, large-scale ET grid connection will cause significant disturbance to the power grid operation and planning. This paper presents a multi-agent-based real-time simulation system of ET operation on JADE platform to study the optimal management strategy of regional ET operation. The decision-making behavior of ET by means of Q-Learning algorithm is described. The results show that the simulation reflects the dynamic behavior and operation strategy of the ET through the interaction among agents such as ET, charging utility and transportation network, which provides useful references for the planning and operation of electric vehicles.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51377058).

Key words: electric vehicles; multi-agent technology; Q-Learning algorithm; JADE real-time simulation