

基于 Stackelberg 博弈的电动汽车充电管理策略

徐蕙 陈平 李香龙 王培祎 马龙飞

(国网北京市电力公司 北京 100031)

摘要 电动汽车的充电效率和充电成本是电动汽车电源管理的重要问题,也是影响电动汽车推广的关键因素。对此,提出一种基于 Stackelberg 博弈模型的收费控制策略。在博弈中,电网、零售商和用户都参与决策,充电策略可以灵活地满足电网、零售商和用户的不同需求,采用逆归纳法得到博弈模型的均衡解。通过仿真、无序充电过程和基于静态分时电价的充电控制方法对其效益进行比较,分析博弈模型中参数对收费过程的影响,验证了该方法的有效性。

关键词 Stackelberg 博弈 电动汽车 博弈均衡 充电管理策略

中图分类号 TP3 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.08.054

CHARGING MANAGEMENT STRATEGY OF ELECTRIC VEHICLE BASED ON STACKELBERG GAME

Xu Hui Chen Ping Li Xianglong Wang Peiyi Ma Longfei

(State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China)

Abstract Charging efficiency and charging cost of electric vehicles (EVs) are important issues in power management of EVs, which are key factors affecting the promotion of EVs. This paper proposes a charging control strategy based on Stackelberg game model. In the game, the grid, retailers and users were involved in the decision-making, and the charging strategy could flexibly meet the different demands of the grid, retailers and users, and the equilibrium solution of the game model was obtained by using the inverse induction method. The effectiveness of the method was verified by comparing its benefits through simulation, disordered charging process and charging control method based on static time-sharing tariff, and analyzing the influence of parameters in the game model on the charging process.

Keywords Stackelberg game Electric vehicle Game equilibrium Charging management strategy

0 引言

近年来,电动汽车因其高效率、低成本和显著的环境优势而被认为是未来电力消费市场的重要组成部分之一^[1]。因此,越来越多的国家致力于制定新的电动汽车能源管理政策。大量电动汽车的无序充电会对电力系统的安全运行产生不利影响^[2-4],例如增加峰值负载、降低电压质量、增加传输损耗和缩短变压器寿命。针对电动汽车无序充电带来的问题,国内外学者基于电动汽车负载的可控特性对电动汽车有序充电进行了研究,并提出了控制策略,包括应用于卫星姿态估计的

信号处理和控制^[5],以及用于提高控制系统的鲁棒性^[6]。在电动汽车充电领域,有两大类的控制策略:集中策略和分散策略。其中,集中控制策略用于集中管理电动汽车充电,其根据电网的需求和电动汽车用户的充电行为统一分配电动汽车能量,并通过预定的控制策略来管理每个车辆的充电。文献[7]提出了一种基于模糊逻辑的插电式混合动力电动汽车混合控制策略。驱动条件信息被提供给所提出的控制器,以提高在每种情况下控制器效率。文献[8]基于负荷预测信息建立了 PHEV 智能充电优化模型,提出了三个优化目标,即最小网损、最大功率因数和最小负荷方差。文献[9]建立了配电网负荷持续时间方差最小的单目标

优化模型。文献[10]提出了基于优先级、电动汽车容量、充电周期、完整性和电池损耗的电动汽车集群充放电控制策略。文献[11]建立了以电动汽车充放电功率为优化变量的能量管理模型,以降低微电网的运行成本。文献[12]基于通过两阶段优化模型和电动汽车充放电代理的驾驶行为特征,供应商建立了考虑电池充电和放电寿命损失的“最小成本-最小波动”充放电策略。然而,随着电动汽车基数的不断增加,集中式方法不再适用。分散控制法通过不同的方法确定电价,在关于静态分时电价模式的文献[13-14]中,电动汽车的充电负荷可以有效地转移到夜间的低成本电价。然而,静态价格机制使得用户的需求无法较好地回馈,从而可能会导致夜间系统负荷再次高峰,影响配电网的安全运行。

然而,集中控制对控制中心的计算能力和资源及其可靠性提出了更高的要求。因此,集中控制方法对于大容量电动汽车充电站是无效的。同时,电动汽车用户通过实时电价信息确定自己的充电时间,以达到最低的充电成本。电价机制由电网配电控制中心根据电网信息和电动汽车的电力需求进行确定。

Stackelberg 博弈模型不同于传统的古诺和伯特兰模型。在 Stackelberg 模型中,每个参与者的地位是不平等的;因此,他们的决策顺序是不对称的。在这个模型中,参与者可以分为领导者和追随者,追随者根据领导者的策略决定一个策略。领导者知道追随者会对他/她的策略作出反应,因此在制定他/她的策略时会充分考虑追随者的反应。这种模式也被称为“领先企业模式”。文献[15]提出了一种基于博弈论的分布式充电控制方法来协调大规模插电式电动汽车,而不影响配电网的安全性。文献[16]提出基于聚集博弈模型的充电车辆调度方法。考虑到其他电动汽车的可能行为,电动汽车需求对电价的影响基于时间表中的博弈模型。前述研究充分考虑了博弈过程中与其他用户的竞争,在此基础上较多专家对电动汽车在能源调度和定义响应方面的适当合作进行了研究^[17-18]。文献[17]提出了一种分布式体系结构,用于具有不同功率和日负荷的协同分布式电动汽车聚集。文献[18]开发并解决了联盟博弈框架下的电动汽车合作费,目的是提高电动汽车的满意度和经济效益。但上述研究并没有把握住用户与电网的关系,只解决了不同用户之间的充电竞争问题。具体来说,基于电价的控制方法优先考虑其电网策略(电价),用户根据电网策略更新其充电策略。用户之间的竞争是在网格和用户之间的竞争之后存在的。充电过程变成了一个包括一个卖方和多个买方的能源交易市场。

综上,本文试图利用 1- N 型 Stackelberg 模型来解决这个问题。与现有的研究成果相比,本文提出的研究方法具有以下优势:(1) 电动汽车和代表电网的零售商都参与电力市场,电网根据自身利润确定电价,用户可以自主选择充电周期,两者的关系不再是简单的控制;(2) 本文模型具有多个可调参数,能满足电网、用户和零售商的不同需求,能够适应不同的充电场景。最终通过算例验证了所提模型的有效性。

1 电动汽车 Stackelberg 充电模型

本文将电动汽车的充电过程建模为一个领导者(零售商)和多个追随者(电动汽车用户)之间的 1- N 型 Stackelberg 博弈。最初,零售商根据对用户行为、超时负载水平和电网的了解,设定收费价格,以最大限度提高利润;然后,每个用户根据电价选择充电功率,以确定其功耗水平。

1.1 充电系统框架

在电力系统中有各种电压的输配电线路的整个子站中,电网只是作为提供稳定能量的机制,而不是作为博弈的参与者。在这项工作中,电力零售商(充电站)具有以下功能:其一通过出售能源产生利润;其二代表电网的利润,包括减少电网峰谷差、负荷变化和网络损耗等。因此,在 Stackelberg 博弈模型中,零售商和 EV 用户分别是博弈的领导者和追随者。

本文研究建立的 1- N 型 Stackelberg 博弈系统图如图 1 所示,其中:实线代表双向通信网络,虚线代表配电网。网格向零售商提出要求,零售商将博弈结果反馈给电网;零售商向电动汽车用户公示电价,用户根据收到的电价和充电需求做出响应;零售商与客户签订合同,根据用户的充电策略为电动汽车充电;零售商通过电力和通信网络与所有的发电机和客户相连。

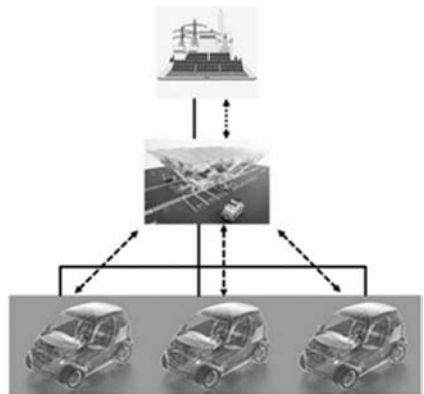


图 1 1- N Stackelberg 博弈的系统图

每天分为 X 个时间段,每个时间长度 $T = 24/X$ 。另外,要满足博弈模型的基本条件,必须建立以下假

设:(1) 博弈中的参与者是理性的,应该根据自己的需要合理地追求自己的利益;(2) 假定零售商是博弈的领导者,跟随者的决策信息对领导者是透明的,对其他跟随者是不透明的。

1.2 用户侧策略分析

与一般电器不同,带有可充电电池的电器在使用前需要充电,具体造型是:

$$\begin{aligned} \sum_{x \in T_i} p_{i,x} \times T &= E_C (\eta_{\max} - \eta_{\text{soc}}^x) \quad (1) \\ \text{s. t. } 0 \leq p_{i,x} \leq P_C \quad x \in T_i \\ p_{i,x} &= 0, x \notin T_i \end{aligned}$$

式中: E_C 为电动汽车的电池容量; η_{\max} 为用户要求满充的百分比; η_{soc}^x 为电动汽车进入充电站的实时电量百分比; t_{si} 为每个用户进入停车场的开始时间; t_{fi} 为结束时间; $T_i = [t_{si}, t_{fi}]$ 为每个用户在停车场充电所需的时间段; $p_{i,x}$ 为每个电动汽车在 x 时间段内的时间段; P_C 内的充电电量为电动汽车的最大充电电量。

基于这些参数,可得式(2) - 式(3)。

$$M_{i,x} = \frac{E_C (\eta_{\max} - \eta_{\text{soc}}^x)}{P_C \cdot T} \quad (2)$$

$$B_{i,x} = \frac{t_{fi} - t_{si}}{T} \quad (3)$$

式中: $M_{i,x}$ 是电动汽车在该时间段内以最大功率完成充电所需的时间段的数量; $B_{i,x}$ 是在该时间段内停留在充电站的第七代电动汽车的剩余时间段的数量。根据式(2)和式(3)得到的两个参数,将充电站 EV 充电的紧急程度定义为 $w_{i,x}$,如式(4)所示。

$$w_{i,x} = \begin{cases} \frac{M_{i,x}}{B_{i,x}} & M_{i,x} \leq B_{i,x} \\ 1 & M_{i,x} \geq B_{i,x} \end{cases} \quad (4)$$

式中: w_i 是用户收入函数的权重,表示不同计费状态下用户的不同需求偏好。

1.2.1 用户策略空间和利润函数

对于停车场充电周期 T_i 内的每个用户,充电策略是确定每个周期内 EV 的充电功率 $p_{i,x}$ 以及 T_i 内每个用户的策略。空间向量如式(5)所示。

$$S_i = (p_{i,t_s}, p_{i,t_s+1}, \dots, p_{i,t_f}) \quad (5)$$

用户的利润有两个主要因素要考虑。当充电紧急级别高时,用户注意他的充电是否可以完成。当充电紧急级别较低,即充电时间充足时,用户关注充电成本。这里,我们定义收费紧急程度 $w_{i,x}$ 为用户收入函数中的加权因子。用户在收费时段 x 内的收费优惠功能 $u_{i,x}$ 为:

$$u_{i,x}(p_{i,x}) = w_{i,x} \left(p_{i,x} - \frac{p_{i,x}^2}{2P_C} \right) - (1 - w_{i,x}) V_x \cdot p_{i,x} \cdot T \quad (6)$$

式中: V_x 是零售商在 x 期间设定的电价。用户收费收入函数的第一项是收费效用,它具有线性递减边际满意度的二次函数。当用户策略选择最大充电功率 P_C 时,充电效用达到最大,第二项是费用的充电消耗成本。

当用户的紧急级别为最大 $w_{i,x} = 1$ 时,此时的收费消费成本系数为 0。此时,用户计费不考虑在有限时间内获得最大计费资源的成本问题。例如,当用户的紧急级别很小时,EV 停留 10 个充电周期 $N_{i,x}$,但当 EV 以最大功率充电时,只需要一次就可以完成充电 ($M_{i,x} = 1$)。电动汽车在此期间的充电紧急程度为 0.1。充电效用重量为 0.1,成本为 0.9。这时候用户关注的是耗电成本。

1.2.2 用户优化目标函数建立

在用户优化问题中,假设用户制定的策略是合理的,即每个用户根据其不同的收费需求最大化其各自的收入函数。因此,作为博弈的下级决策者,用户的优化问题如下:

$$p_{i,x} = \arg \max \left[w_{i,x} \left(p_{i,x} - \frac{p_{i,x}^2}{2P_C} \right) - (1 - w_{i,x}) V_x p_{i,x} T \right] \quad (7)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq p_{i,x} \leq P_C, x \in T_i \quad (8)$$

$$p_{i,x} = 0, x \notin T_i \quad (9)$$

在上述优化模型中,目标函数式(7)表明,在代理给出的电价下,在满足自身充电需求的前提下,充电成本最小。由于权重 $w_{i,x}$ 的存在,目标函数考虑到 EV 的充电量可以使电池达到相应充电水平的要求。式(8)是对充电速度的限制,式(9)表示充电功率在不可用的充电时段为 0。

1.3 零售商战略分析

电网不直接参与博弈。因此,零售商除了在博弈中最大化自己的利润之外,还需要考虑网格的性能指标。在 Stackelberg 博弈模型中,跟随者的决策信息对领导者是透明的,即零售商在预测范围内引导每个用户的收费策略。假设零售商的预测范围是表示为 T_k 的未来 $k+1$ 个时间段。然后,零售商在 x 时间段内的充电负荷 P_x 和预测范围内的总充电负荷 $P_{x,k}$ 为:

$$P_x = \sum_{i=1}^N p_{i,x} \quad (10)$$

$$P_{x,k} = \sum_{h=0}^k \sum_{i=1}^N p_{i,x+h} \quad (11)$$

电网中的负载还包括常规负载,即除了电动汽车的充电负载之外的固定负载,并被记录为 P_{0x} 。在 x 时间电网负荷 P_{Zx} 期间,预测范围内单个时间段的平均负

荷水平 $P_{av,x,k}$ 为:

$$P_{Zx} = P_{0x} + \sum_{i=1}^N p_{i,x} \quad (12)$$

$$P_{av,x,k} = \frac{\sum_{h=0}^k (P_{0,x+h} + \sum_{i=1}^N p_{i,x+h})}{k+1} \quad (13)$$

本文选择网格负载方差 $L_{x,k}$ 来评估网格的性能。 $L_{x,k}$ 越小,电网负荷波动越平稳,电网性能越好。负载差异表示如下:

$$L_{x,k} = \frac{1}{k+1} \sum_{h=0}^k (P_{Z,x+h} - P_{av,x,k})^2 \quad (14)$$

1.3.1 零售商的战略空间和利润函数

在零售商的预测范围内,每个时间段的电价根据用户策略计算的负荷信息确定并广播给用户。零售商的战略空间是:

$$S_C = (V_1, V_2, \dots, V_x) \quad (15)$$

一方面,零售商代表了电网的利益。通过设定合理的电价,引导用户充电,从而降低负荷方差和峰值负荷,达到削峰填谷的功能。另一方面,零售商也代表自己的利益。通过将电价设定在约束范围内,它可以最大化自身的盈利能力,盈利如下:

$$U_{C,x} = R_{x,k} + D_{x,k} \quad (16)$$

式中: $R_{x,k}$ 是第 x 个时间预测期间零售商的总收入函数; D_x 是网格收入函数。如式(17) - 式(18)所示。

$$R_{x,k} = \sum_{h=0}^k (P_{x+h} \cdot T \cdot V_{x+h}) \quad (17)$$

$$D_{x,k} = -\alpha L_{x,k} \quad (18)$$

式中: α 是电网的加权增益系数,由电网需求决定。

1.3.2 零售商优化目标函数

作为博弈的上层决策机构,零售商的优化问题如下:

$$\{V_x, V_{x+1}, \dots, V_{x+k}\} = \arg \max \left[\sum_{h=0}^k (P_{x+h} \cdot T \cdot V_{x+h}) - \alpha L_{x,k} \right] \quad (19)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq V_{x+h} \leq V_m \quad h=0, 1, 2, \dots, k \quad (20)$$

式(19)是最大化零售商的收入函数。零售商的收入函数有两个主要部分,即零售商在预测范围内的收入和电网的性能指标;式(20)是定价的上下限。

2 博弈模型求解

本文采用逆向归纳法求解博弈模型。本文中的博弈是一个低维的动态博弈。与其他算法相比,逆向归纳法作为一种经典的求解算法,能够有效地解决动态博弈问题,并且具有计算复杂度低的优点。

2.1 模型求解步骤

本文利用逆归纳法求解了 1-N 型斯塔克尔伯格博弈模型的博弈均衡。首先分析了在领导者零售商选择供应链的条件下,追随者用户的决策问题 $\max [u_i(s_i, S_C)]$ 下的最优响应 $s_{i,1}^*$ 。领导者可以在 Stackelberg 模型中预测跟随者做出的前述决策,因此决策问题为 $\max [U_C(S_C, s_{i,1}^*)]$, 从而在 $s_{C,1}^*$ 下获得跟随者的 $s_{C,1}^*$ 和响应 $s_{i,2}^*$ 。反复迭代,当 $s_{C,j}^*$ 和 $s_{i,j}^*$ 趋于稳定时,得到博弈的平衡点 $(s_{C,j}^*, s_{i,j}^*)$ 。

步骤 1 零售商在满足式(20)条件下随机选择一组策略 $V_x, V_{x+1}, \dots, V_{x+k}$, 并将其传递给 EV 用户。

步骤 2 在零售商的预测范围内,每个电动汽车用户按照时间段的顺序被给予策略 $V_x, V_{x+1}, \dots, V_{x+k}$ 。按照时间段的顺序,算法 1 用于求解零售商预测范围内的第 j 次迭代下的决策问题 $\max [w_{i,x} (p_{i,x} - (p_{i,x}^2 / 2P_C)) - (1 - w_{i,x}) V_x \cdot p_{i,x} \cdot T]$ 的中间值 $s_{i,x,j}$ 。

步骤 3 零售商可以预测用户的决策,从而将第 j 次迭代下每个用户的中间值传递给零售商,零售商使用式(10) - 式(14)找到中间值处的电网,以及预测范围内的时相充电负荷 P_x 和负荷方差 L_x 。

步骤 4 零售商采用步骤 3 中使用中间值计算的参数,并使用算法 2 求解零售商最大化决策问题的第 j 次迭代中间值 $S_{C,j}$ 。

步骤 5 将找到的零售商的中间值 $S_{C,j} = \{V_x^*, V_{x+1}^*, \dots, V_{x+k}^*\}$ 广播给用户。再次执行步骤 2, 迭代步数 $j = j + 1$ 。

步骤 6 当步骤 4 中零售商的迭代中间值满足 $S_{C,j} - S_{C,j-1} < \theta$ 的条件时,得到当前周期的 $S_{C,j}$ 和用户。最优策略 $s_{i,x,j}$ 构成了 Stackelberg 博弈 $(S_C^*, s_{i,x}^*)$, 其中 θ 是一个足够小的实数。

2.2 求解步骤中涉及的算法

2.2.1 算法 1

拉格朗日乘数法用于将不等式约束优化问题转化为无约束优化问题。

$$L(p_{i,x}, \alpha_{i,x}, \beta_{i,x}) = w_{i,x} \left(p_{i,x} - \frac{p_{i,x}^2}{2P_C} \right) - (1 - w_{i,x}) \cdot V_x \cdot p_{i,x} \cdot T + \alpha_{i,x} (p_{i,x} - P_C) - \beta_{i,x} p_{i,x} \quad (21)$$

式中: $\alpha_{i,x}$ 和 $\beta_{i,x}$ 是拉格朗日乘数,最优解 $s_{i,1}^* = p_{i,x}^*$ 必须满足 KKT 条件。

$$0 \leq p_{i,x}^* \leq P_C \quad x \in T_h \quad (22)$$

$$\alpha_{i,x} \geq 0, \beta_{i,x} \geq 0 \quad (23)$$

$$\alpha_{i,x}(p_{i,x} - P_C) = 0, \beta_{i,x}p_{i,x} = 0 \quad (24)$$

$$w_{i,x} \left(1 - \frac{p_{i,x}}{P_C}\right) - (1 - w_{i,x})V_x \cdot T = 0 \quad (25)$$

根据拉格朗日乘数在 KKT 条件下的值分析可知每个用户的最佳响应是:

$$s_{i,x,j} = p_{i,x}^* = \begin{cases} 0 & 0 \leq w_{i,x} < \frac{TV_x}{1 + TV_x} \\ P_C \left(1 - \frac{TV_x}{w_{i,x}} + TV_x\right) & \frac{TV_x}{1 + TV_x} \leq w_{i,x} < 1 \\ P_C & w_{i,x} = 1 \end{cases} \quad (26)$$

2.2.2 算法 2

首先将零售商的决策问题列为目标函数。

$$\max_{V_x, V_{x+1}, \dots, V_{x+k}} \left[\sum_{h=0}^k \sum_{i \in N_+} P_C \left(1 - \frac{TV_{x+h}}{w_{i,x+h}} + TV_{x+h}\right) \cdot TV_{x+h} - \alpha \frac{1}{k+1} \sum_{h=0}^k \left(P_{0,x+h} + \sum_{i \in N_+} P_C \left(1 - \frac{TV_{x+h}}{w_{i,x+h}} + TV_{x+h}\right) - \frac{\sum_{h=0}^k (P_{0,x+h} + \sum_{i \in N_+} P_C (1 - (TV_{x+h}/w_{i,x+h}) + TV_{x+h}))^2}{k+1} \right) \right] \quad (27)$$

如果 EV 充电紧急程度为 $w_{i,x} \leq (T \cdot V_x)/(1 + T \cdot V_x)$, 则其充电功率为零。在式(27)中, N_+ 表示当前时间权重系数 $w_{i,x} \geq (T \cdot V_x)/(1 + T \cdot V_x)$ 的 EV。

为了简化求解过程, 本文将权重系数为 $w_{i,x} \geq (T \cdot V_x)/(1 + T \cdot V_x)$ 的电动车辆数量设置为 1, 简化后的目标函数为:

$$\max_{V_x, V_{x+1}, \dots, V_{x+k}} \left[\sum_{h=0}^k P_C \left(1 - \frac{TV_{x+h}}{w_{x+h}} + TV_{x+h}\right) \cdot TV_{x+h} + \alpha \frac{1}{k+1} \sum_{h=0}^k \left(P_{0,x+h} + P_C \left(1 - \frac{TV_{x+h}}{w_{x+h}} + TV_{x+h}\right) - \frac{\sum_{h=0}^k (P_{0,x+h} + P_C (1 - (TV_{x+h}/w_{x+h}) + TV_{x+h}))^2}{k+1} \right) \right] \quad (28)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq V_x \leq V_m \quad x \in T_k \quad (29)$$

使用拉格朗日乘数法转换成一个无约束的目标函数, 并列 KKT 条件如下:

$$0 \leq V_{x+h}^* \leq V_m \quad (30)$$

$$\lambda_{x+h}^* \geq 0, \mu_{x+h}^* \geq 0 \quad (31)$$

$$\lambda_{x+h}^* (V_{x+h} - V_m) = 0, \mu_{x+h}^* V_{x+h} = 0 \quad h=0, 1, \dots, k \quad (32)$$

偏导函数对于预测范围内的每个时间段都是相似的。因此, 当前时间 x 在此处求解。类似地, 基于拉格朗日乘数的值计算第 j 次迭代下的中间值。

3 算例分析

3.1 参数配置

模拟过程以某小区停车场的收费为例, 根据某小区的实际日负荷特性, 构建了包含电动汽车负荷的小区电网模型, 验证了基于 Stackelberg 博弈模型的负荷调度策略的优越性。根据人口面积比, 小区内电动车数量确定为 $N=100$ 。其中每辆 EV 采用慢充模式, 充电效率 100%, 电池容量 $E_C=24$ kWh, 最大充放电功率 $P_C=4$ kW, 初始充电状态 $\eta_{\text{soc}}^x=20\%$ 。最大充电状态 $\eta_{\text{max}}=95\%$ 。一天分为 24 个时间段, 每个时间段的长度为 1 h, 在充电性能的模拟中, 本文设置了电网权重系数 $\alpha=1000$; 并设置预测范围为 $k=6$ 。另外设定住宅 EV 返回小区的时间遵循正态分布。

3.2 充电性能比较

3.2.1 与无序充电对比分析

无序充电涉及根据用户的充电需求任意充电, 充电站不使用任何充电策略。图 2 反映了 Stackelberg 充电模型优化后的电网负荷曲线和电动汽车进入电网后优化前的负荷曲线。图 2 中的数据 displays, 在 1 天内, 电网负荷从 16:00 到 21:00 最高, 从 1:00 到 6:00 最低。电动汽车可以避免高峰时段, 在低谷时段充电可以显著降低负载峰谷比。优化后, 电网峰谷差从 2.09 MW 降低到 1.36 MW, 电网负荷方差从 0.35 降低到 0.13。电网负荷波动趋于稳定, 电网性能得到改善。负荷峰值从 2.28 MW 降至 1.63 MW。负荷峰值的降低保证了电网的电压水平和变压器的安全运行。

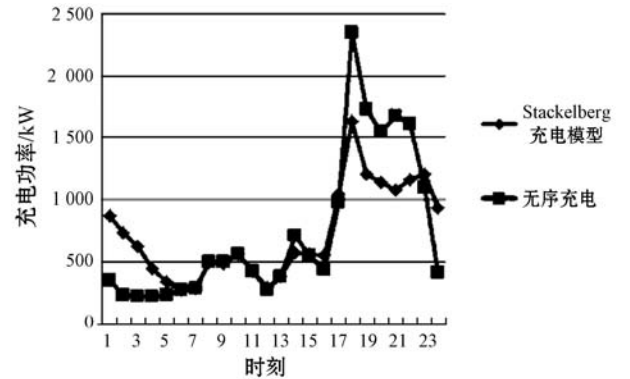


图 2 本文方案与无序充电性能对比

3.2.2 与静态时间价格法对比分析

现有研究的主要问题是, 在用户通过电价确定自己的充电策略后, 电网缺乏对电动汽车用户策略的响应。传统的静态分时电价一般设定为高峰时段电价、平时电价和低谷电价。基于 Stackelberg 博弈模型的最优电价与静态分时电价在各时段的充电性能比较如图

3 所示。

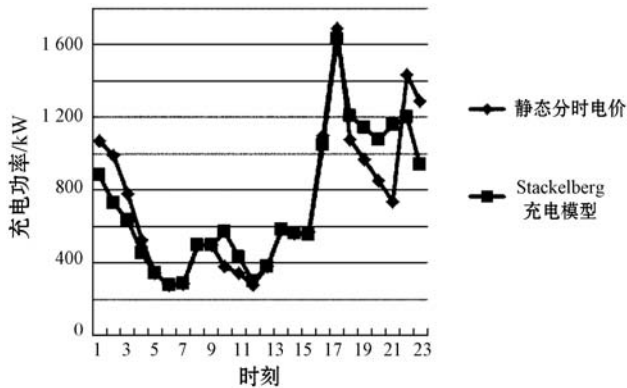


图 3 本文方案与静态分时电价的计费性能对比

由图 3 可见,基于静态分时电价的控制方法可以在削峰填谷中起到令人满意的作用。但进入高峰充电期时,虽然两种方法的总充电负荷接近,但静态分时电价方差高达 0.85,本文方法方差为 0.75;前者的前一峰值为 1.45 MW,后者的第二峰值为 1.21 MW。第二个高峰出现在进入低谷价格之后。低谷期电网压力再次升高,负荷变化过大影响电网平稳运行。通过比较发现,传统的静态分时电价法缺乏对未来充电负荷的预测,结果使得电网在与 EV 用户竞争中处于劣势,导致二次高峰。基于 Stackelberg 模型的充电控制策略可以根据用户的充电需求设定合理的电价,引导用户在合适的时间段进行充电。

3.3 收费成本比较

将本研究中的收费模型与基于静态分时电价的收费模型进行比较。分时电价使用某些城市电网的分时电价,高峰(6 时-22 时)费用为 0.977 元/千瓦时,低谷费用为 0.487 元/千瓦时。

图 4 表明,本研究求解的最优电价能够响应用户的充电需求,并充分考虑用户的充分充电决策。此外,通过博弈模型的优化,每辆电动汽车的平均充电成本从 44.48 元降低到 33.09 元。可以看出,优化后每辆电动汽车的充电成本显著降低。

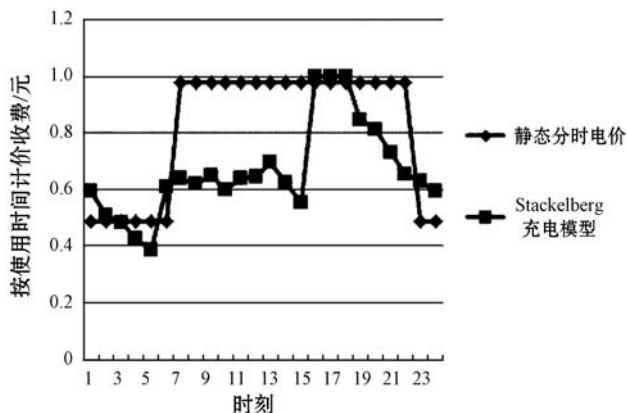


图 4 收费成本与静态使用时间价格的比较

3.4 预测范围 k 对充电性能的影响

模型解的计算复杂度决定了执行问题的效率。在现有的求解优化研究中,多目标优化通常采用遗传算法和粒子群算法。在本文中,多个目标之间存在竞争关系。因此将其融入到多个目标之间的博弈中,采用逆归纳法求解博弈模型,降低了求解的复杂度。同时,模型中的预测范围 k 对解的收敛速度有一定影响。在模拟中, k 分别取 2、4、6、8 和 10,结果如表 1 所示。

表 1 不同 k 值的充电性能

指标	$k=2$	$k=4$	$k=6$	$k=8$	$k=10$
负荷变化/ MW^2	0.3	0.22	0.16	0.13	0.12
平均迭代次数	36	129	344	891	2 014

随着预测范围 k 变得越来越大,网格性能得到了有效的提高。当 k 从 2 增加到 6 时,电网负荷方差显著减小。但当 k 从 6 增加到 10 时,负荷方差优化效果不明显,迭代步数成倍增加,大大增加了模型的计算成本。因此,预测范围 k 不仅决定迭代步骤的数量,而且影响模型优化结果。

在本文的模型中,迭代包括对领导者的优化和对每个跟随者的优化。因此,模型的计算复杂度与跟随器数量 N 和预测范围 k 正相关,在实际应用中,预测范围 k 的选择可以由 EV 数量和控制中心设备的计算能力决定。

3.5 电网权重系数 α 对充电性能的影响

网格权重系数 α 反映了网格对零售商收益函数的干预程度。我们用不同的 α 值来比较零售商的总利润值和负荷方差。在模拟中, α 分别取 10、100、1 000 和 10 000 的比较结果如表 2 所示。

表 2 不同 α 值的充电性能

指标	$\alpha=10$	$\alpha=100$	$\alpha=1\ 000$	$\alpha=10\ 000$
$L_{s,k}/MW^2$	0.33	0.31	0.18	0.13
$R/\text{元}$	4 315	3 188	1 074	-653

结果表明,当 α 值过小时,负荷方差没有显著降低,零售商的利润值较大,零售商的收益函数主要代表零售商的利益。随着 α 的增加,负荷方差显著减小,并趋于饱和,而零售商的利润急剧下降。当 α 值过大时,零售商处于亏损状态,零售商的收益函数主要代表电网的利益。因此,本文的模型可以根据电网的不同需求调整 α 值,有效调整充电性能。

4 结 语

本文在传统分时电价的基础上,提出了一种基于 Stackelberg 博弈的收费模型,并通过仿真分析得出以下结论:

(1) 与无序充电模式和静态分时电价模型相比,所提基于主从博弈的充电策略模型不仅提高了电网的性能水平,而且降低了用户的充电成本,有效地解决了这一问题。两者之间的竞争反映了电网和用户的双赢局面。

(2) 基于 Stackelberg 博弈的方法采用逆向归纳法求解,计算效率高,适用于大型电动汽车充电站的在线运行。

(3) 所提博弈模型可以根据不同参与者的不同需求调整模型参数,以满足他们的各种控制需求,并可以应用于各种电动汽车充电场景。

随着 V2G 技术的发展,能量可以在电动汽车和电网之间双向传输。在未来的工作中,我们考虑使用电动汽车作为一种分布式储能。可以调度闲置电动汽车的充电和放电,这可以进一步优化能源管理,并为闲置电动汽车创造收入。

参 考 文 献

[1] 杨景旭,张勇军. 基于有序充电启动机制和补贴机制的充电负荷接纳能力优化[J]. 电力自动化设备,2020,40(11):122-131.

[2] 张明霞,田立亭,杨水丽,等. 考虑电动骑车充电负荷空间分布的系统特性分析[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(21):86-92.

[3] 王守相,陈建凯,王洪坤,等. 综合考虑电动汽车充电与储能及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化方法[J]. 电力自动化设备,2020(11):1-8.

[4] 张聪,许晓慧,孙海顺,等. 基于自适应遗传算法的规模化电动汽车智能充电策略研究[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(14):19-24.

[5] Cao L, Qiao D, Chen X Q, et al. Laplace ? 1 Huber based cubature Kalman filter for attitude estimation of small satellite[J]. Acta Astronaut,2018,148:48-56.

[6] Qiu J B, Wei Y L, Karimi H R, et al. Reliable control of discrete-time piecewise-affine time-delay systems via output feedback[J]. IEEE Transactions on Reliability,2018,67(1):79-91.

[7] 银泽一,王广柱,程振兴. 基于模块化多电平变换器的插电式混合动力汽车系统充电控制策略[J]. 电工技术学报,2020,35(6):1316-1326.

[8] Sortomme E, Hindi M, Macpherson S D, et al. Coordinated

charging of plug-in hybrid electric vehicles to minimize distribution system losses [J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2011,2(1):198-205.

[9] 田梦瑶,汤波,杨秀,等. 综合考虑充电需求和配电网接纳能力的电动汽车充电站规划[J]. 电网技术,45(2):498-510.

[10] 张谦,蔡家佳,刘超,等. 基于优先权的电动汽车集群充放电最优控制策略[J]. 电工技术学报,2015,30(17):117-125.

[11] 张萌亮,黄震宙,沈浩,等. 支持电动汽车灵活充电的配电网能量管理策略[J]. 电气自动化,2020,42(5):5-8.

[12] 王岱,管晓宏,吴江,等. 基于车辆行驶行为特性建模的电动汽车充放电策略与分析[J]. 电网技术,2014,38(9):2322-2327.

[13] 孙丙香,阮海军,许文中,等. 基于静态非合作博弈的电动汽车充电电价影响因素量化分析[J]. 电工技术学报,2016,31(21):75-85.

[14] Qi W, Xu Z W, Shen Z J, et al. Hierarchical coordinated control of plug-in electric vehicles charging in multifamily dwellings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2014,5(3):1465-1474.

[15] Li J Y, Li C J, Xu Y, et al. Noncooperative game-based distributed charging control for plug-in electric vehicles in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2018,14(1):301-310.

[16] Liu Z X, Wu Q W, Huang S J, et al. Optimal day-ahead charging scheduling of electric vehicles through an aggregative game model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2017,9(5):5173-5184.

[17] 王珏莹,胡志坚,谢仕炜. 计及交通流量调度的智慧综合能源系统规划[J]. 中国电机工程学报,40(23):7539-7556.

[18] Yu R, Ding J F, Zhong W F, et al. PHEV charging and discharging cooperation in V2G networks: A coalition game approach[J]. IEEE Internet of Things Journal,2014,1(6):578-589.

~~~~~

(上接第 265 页)

[22] 朱梅梅. 基于单幅图像的夜间低照度图像增强方法研究[D]. 西安:西安理工大学,2019.

[23] 薛文丹. 基于偏微分方程的雾天图像增强算法[D]. 西安:西安理工大学,2017.

[24] 陈淑婷. 基于偏微分方程理论的图像复原技术研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2017.

[25] 李桂林,王创新,万志银. 基于四阶偏微分方程图像复原去雾方法[J]. 电子科技,2016,29(2):62-65.

[26] 赵振宇. 偏微分方程学习模型的算法研究及其在图像处理中的应用[D]. 长沙:国防科学技术大学,2016.