

基于MDP及激励需求响应的电动汽车有序充电控制

廖鑫, 李婧, 徐佳, 宋长平

(上海电力大学计算机科学与技术学院, 上海 200090)

摘要:电动汽车充电行为的不确定性及随机性使充电负荷短时间内大量接入电网从而导致较大的负荷波动,同时,电动汽车的无序充电行为,不能在分时电价条件下保证充电用户的利益。为缓解这些问题带来的负面影响,首先,基于强化学习中马尔科夫决策过程(MDP)分析电动汽车的充电行为;然后,构造激励函数引导电动汽车根据电网供电裕度进行充电选择,得出同时满足负荷波动最小和用户花费最小的有序充电策略;最后,通过蒙特卡洛方法模拟电动汽车充电情况。有序充电仿真结果表明,该策略能有效地改善负荷叠加曲线,起到削峰填谷作用,并减少用户充电花费。

关键词:电动汽车;有序充电;蒙特卡洛方法;马尔科夫决策过程;激励函数

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.05.010 中图分类号:TM714 文章编号:1673-9140(2021)05-0079-08

Research on coordinated charging control for electric vehicles based on MDP and incentive demand response

LIAO Xin, LI Jing, XU Jia, SONG Changping

(School of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The uncertainty and randomness of the charging behavior of electric vehicles make a large number of charging loads connect to the grid in a short period of time, which will lead to large load fluctuations. At the same time, the disorderly charging behavior of electric vehicles can not guarantee the interests of charging users under the condition of time-of-use electricity prices. In order to alleviate the negative impact of these problems, the charging behavior of electric vehicles is firstly analyzed based on the Markov Decision Process (MDP) in the reinforcement learning. Secondly, an incentive function is constructed to guide the electric vehicle to make charging choice according to the power supply margin of the grid. Then an orderly charging strategy that meets the minimum load fluctuation and the minimum user cost at the same time is produced. Finally, the Monte Carlo method is utilized to simulate the charging status of electric vehicles. Results of orderly charging simulation show that the strategy can effectively improve the load superposition curve, play the role of peak shaving and valley filling and reduce the user charging cost.

Key words: electric car; coordinated charging; Monte Carlo method; MDP; excitation function

电动汽车作为节能、低碳、环保的交通工具,是解决能源消耗与环境污染问题的重要突破点,因此世界各国政府和汽车企业加快了对电动汽车及相关

方面的研究^[1-3]。然而,由于电动汽车充电行为的不确定性及随机性,充电负荷短时间内大量接入电网将导致较大的负荷波动,给电网的安全性和经济性

造成影响^[4-6]。为减少并消除这些不利影响,对电动汽车进行充电调度成为一种有效的手段。

国内外对电动汽车充电调度问题的研究主要是通过控制电动汽车充电行为来平衡电网负荷,首先要考虑电动汽车充电行为的差异性^[7-10]。基于区域用电行为的差异特性,文献[11]提出了一种能够引导电动汽车有序充电的最优区域峰谷分时电价计算模型,该模型的优化调度效果比分时电价和一般区域峰谷分时电价下的调度效果好。考虑到用户的充电需求以及电压幅值等约束条件,文献[12]以配电网网络损耗为优化目标提出了电动汽车充电优化方法,减少了网络损耗,提高了电网稳定性;文献[13]基于用户的利益与出行意愿,利用粒子群算法对电动汽车的充放电进行调度,保证了用户的利益与满意度,同时有效削减了电网峰值时刻的负荷;文献[14]以集群角度,对电动汽车进行调度控制,建立了以负荷峰谷差最小化为目标的群体充电概率分布模型,达到对大规模电动汽车充电优化调度的目的。以上研究没有考虑充电调度时对供电裕度的影响以及供电裕度与充电价格的关系,由于在理想裕度范围内的安全运行是评估电网稳定性的一个重要指标,因此在电动汽车充电调度过程中考虑供电裕度因素尤为重要。

马尔科夫决策过程能够根据研究对象的状态,得出最优决策。该文研究的电动汽车有序充电控制策略是在一天内每 15 min 为一个时间窗口,共划分为 96 个时间窗口,对每个时间窗口内充电的电动汽车,利用 MDP 分析电动汽车的充电行为,计算该充电行为下产生的用户花费和负荷波动的大小,从而采取不同的充电策略。并通过分时电价与激励需求响应函数引导用户避开充电高峰期,优化负荷叠加曲线。其中激励需求响应模型是通过构造激励函数,综合考虑了供电裕度和实际充电需求,动态调整充电单位电价,引导用户根据电网供电裕度进行充电选择,达到有序充电的目的。

1 电动汽车出行模型

电动汽车充电行为的随机性主要体现在充电开始时间和充电时长具有不确定性,对于某个特定电

动汽车而言,其充电时长与日行驶里程相关联^[15]。但各电动汽车的充电行为因其充电偏好及出行习惯,规模化电动汽车用户的充电行为往往很难预测。由于取决于用户的出行习惯的行驶里程及开始充电时间等因素符合一定的概率分布,通过美国国家家庭交通出行调查进行数据统计可得出电动汽车的出行概率模型。

1) 电动汽车最后一次出行行程结束时间服从正态分布。概率密度函数为

$$f_e(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_e \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}}, & \mu_e - 12 < t \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma_e \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t+24-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}}, & 0 < t \leq \mu_e - 12 \end{cases} \quad (1)$$

式中 t 为电动汽车结束行程时间,可以看成接入充电站的时刻,取 $\mu_e = 17.6, \sigma_e = 3.4$ 。

2) 电动汽车日行驶里程服从对数正态分布。概率密度函数为

$$f_D(l) = \frac{1}{l\sigma_D \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln l - \mu_D)^2}{2\sigma_D^2}} \quad (2)$$

式中 l 为电动汽车日行驶里程,取 $\mu_D = 3.20, \sigma_D = 0.88$ 。

3) 电动汽车单次停车时长 T 的概率密度函数为

$$f_P(T) = \frac{1}{T\sigma_P \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln T - \mu_P)^2}{2\sigma_P^2}}, 0 \leq T \leq 1400 \quad (3)$$

其中, $\mu_P = 47.2, \sigma_P = 1.21$ 。

2 电动汽车有序充电控制模型及控制流程

2.1 电动汽车负荷模型

设 $n(n=1, 2, \dots, N)$ 为电动汽车 $i(i=1, 2, \dots, I)$ 接入充电站时的时间窗口,则在窗口 n 时电动汽车总充电需求为

$$D_i(n) = \sum_1^i P_i \quad (4)$$

式中 P_i 为电动汽车 i 的充电功率。

电动汽车 i 的电池荷电状态为

$$S_{oci}(n+1) = S_{oci}(n) + \frac{\eta P_i T_{ci}}{B_i}, S_{oci} \in (0, 1) \quad (5)$$

式中 B_i 为电池的容量; η 为充电效率; T_{ci} 为充电时长, 即

$$T_{ci} = \frac{l_i M}{100 P_i \eta} \quad (6)$$

式中 M 为每百公里耗电系数。

2.2 分时电价

分时电价具有刺激和鼓励用户移峰填谷、优化用电方式的作用, 通过分时电价引导用户合理选择充电时间。充电站以工业用电价格向电网购电, 再根据实际负荷情况, 合理调整电价。分时电价共划分为5个时段, 具体时段划分及单位价格见表1所示。

表1 分时电价

Table 1 Time-of-use price 元/(kW·h)

| 时段 | 原负荷状况 | 电网分时价格 |
|-------------|-------|--------|
| 00:00—08:00 | 谷时 | 0.365 |
| 08:00—12:00 | 峰时 | 0.869 |
| 12:00—17:00 | 平时 | 0.687 |
| 17:00—21:00 | 峰时 | 0.869 |
| 21:00—24:00 | 平时 | 0.687 |

2.3 激励需求响应模型

静态分时电价可能导致大量的电动汽车集中在谷时时段选择充电, 虽然避免了电动汽车在峰时集中充电, 但是可能会导致谷时出现另外一个充电高峰。充电站运营商应该根据实际充电负荷与总负荷的情况, 合理动态地调整电价, 给予用户一定的激励措施以响应用户的充电需求, 引导用户根据电网供电裕度的多少进行充电选择^[16]。忽略常规负荷和站用电的影响, 电动汽车 i 在时间窗口 n 接入充电站后变压器的供电裕度为

$$M_{i,n} = \frac{S_T - \sum_1^i D_i(n) / \cos \varphi}{S_T}, 0 \leq M_{i,n} \leq 1 \quad (7)$$

式中 S_T 为充电站专用变压器容量; $\cos \varphi$ 为充电负荷功率因数。其中 $M_{i,n}$ 等于 0.5 时, 是一个平衡点, 此时电动汽车充电仅靠分时电价引导; $M_{i,n}$ 大

于 0.5 时, 说明此时充电用户较少, 裕度越大应当给与用户较大的激励, 引导用户在此时刻充电; $M_{i,n}$ 小于 0.5 时, 说明此时充电用户较少, 裕度越小应当给与用户较小的激励, 使用户选择在另一时刻充电。

激励函数的构造选取双曲正切函数 \tanh , 其函数表达式为

$$\tanh x = \frac{\sinh x}{\cosh x} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (8)$$

\tanh 函数的曲线如图1所示。 \tanh 函数在输入很大或很小的时候, 输出都几乎平滑, 且输出都集中在 $(-1, 1)$ 内, 梯度很小, 因此可以用此来构造激励需求响应函数。

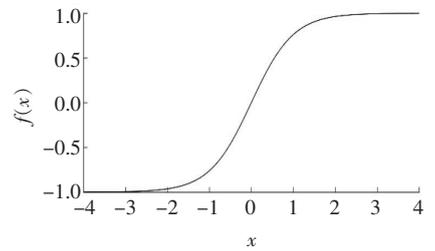


图1 \tanh 函数曲线

Figure 1 Curve of tanh function

该文所构造的激励需求响应函数为

$$E_{i,n} = k \tanh(M_{i,n} - 0.5) + b \quad (9)$$

式中 k 为激励幅度参数; b 为单价补偿参数。根据分时电价价格及实际应用场景, 取 $k=1, b=0.5$ 。

由激励需求响应函数得到动态调整单位电价的激励需求响应模型, 则第 i 个充电用户在时间窗口 n 花费的电费价格为

$$A_i(n) = C_J - \tanh(M_{i,n} - 0.5) + 0.5 \quad (10)$$

式中 C_J 为分时电价。

由式(10)可知, 当电网供电裕度较多时, 通过减少用户充电花费, 鼓励尽可能多的电动汽车此时选择充电行为; 当电网供电裕度不足时, 通过增加用户充电花费, 使得尽可能少的电动汽车选择在这一时刻进行充电操作。

2.4 目标函数

电动汽车充电过程中的目标函数有如下2个。

1) 充电花费。

$$f_1 = \min(D_i(n) A_i(n) T_{ci}) \quad (11)$$

2) 峰谷差负荷波动。

$$f_2 = \frac{\min(\max(D_i(n) + L_n) - \min(D_i(n) + L_n))}{L_n} \quad (12)$$

式中 L_n 为充电时间窗口 n 时的电网原负荷。

2.5 马尔科夫决策过程

马尔科夫决策过程(markov decision process, MDP)是强化学习中的重要框架,强化学习的基本原理如图2所示。智能体(Agent)在完成某项任务时,先通过动作(Action)与周围环境进行交互,智能体会产生新的状态(State),同时环境会给出一个奖励(Reward)。该研究中,每个独立的电动汽车都被建模成一个智能体,环境为充电站系统。

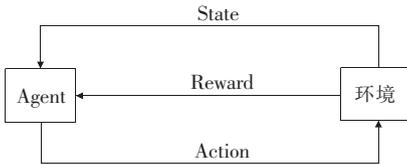


图2 强化学习基本原理

Figure 2 Fundamentals of reinforcement learning

马尔科夫性是指系统的下一个状态 S_{t+1} 仅与当前状态 S_t 有关,而与之前的状态无关,具体表示为

$$P[S_{t+1} | S_t] = P[S_{t+1} | S_1, \dots, S_t] \quad (13)$$

根据式(5),由于电池的荷电状态具有连续性,电动汽车的荷电状态仅与上一个时刻的荷电状态有关,而与过去的荷电状态无关,因此其具有马尔科夫性。马尔科夫决策过程是一个元组 (S, A, P, R) ,其中, S 为状态集, A 为有限动作集, P 为状态转移概率, R 为奖励函数。智能体在环境中的动作通过策略指定智能体如何在 MDP 的每个状态选择动作,智能体的目标是最大化其奖励,MDP 方法通常被用来解决序贯决策问题,每个时间窗口电动汽车的充电选择问题可以视为一个序贯决策问题。

1) 由电动汽车 i 在各充电决策时间窗口 n 的荷电状态 $S_{oci}(n)$ 组成的状态集,即

$$S = \{S_{oci}(n)\} \quad (14)$$

根据式(2)、(5)可以得出荷电状态服从对数正态分布^[17],概率密度函数为

$$f_B(S_{oci}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \frac{l_i}{\eta} (S_{oci-1} - S_{oci}) \sigma_n} \cdot e^{-\left[\frac{(\ln(S_{oci-1} - S_{oci}) + \ln(\frac{l_i}{\eta} - \mu_n))^2}{2\sigma_n^2} \right]} \quad (15)$$

其中, $\mu_n = 3.20, \sigma_n = 0.88$ 。

2) 动作集有 5 种充电动作类型。

$$A = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4\} \quad (16)$$

式中 a_0 为马上充电; a_1 为 15 min 后充电; a_2 为 30 min 后充电; a_3 为 45 min 后充电; a_4 为 60 min 后充电。

每个时间窗口 n 电动汽车的充电动作序列称为该时间窗口的充电策略,即

$$\pi_n = (A_1, A_2, \dots, A_t) \quad (17)$$

3) 状态转移概率反映了每个电动汽车在时间窗口 n 执行动作 a 时,荷电状态由 s 变化到 s' 的概率为

$$P_{ss'}^a = p[S_{n+1} = s' | S_n = s, A_n = a] \quad (18)$$

选择不同的充电动作会导致不同的荷电状态,因此在该文模型中,当充电动作 a 已知时, $P_{ss'}^a$ 可由荷电状态概率密度式(15)确定。

4) 根据目标函数式(11)、(12),可得电动汽车在时间窗口 n 执行充电动作 a 的奖励函数,奖励函数由与充电花费及充电时对负荷的波动影响 2 部分组成,即

$$R(n, a) = r_1 f_1 + r_2 f_2 \quad (19)$$

式中 r_1, r_2 均为奖励系数。由充电站运营商根据奖励的偏好自行设定,反映了对充电花费及电网负荷波动的偏好程度,充电花费及电网负荷波动应当越小越好,该文模型中,取 $r_1 = -1, r_2 = -0.001$ 。

5) 总奖励函数。

$$V(s, \pi_n(i)) = \max \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N R(n, a) \quad (20)$$

式中 $\pi_n(i)$ 为荷电状态为 s 的电动汽车 i 在充电窗口 n 的充电策略。式(20)可通过 Bellman 方程^[18],求解出使总奖励函数最大的电动汽车最优充电策略。

2.6 电动汽车有序充电控制流程

根据该文建立的模型,对电动汽车进行有序充电控制的流程如图3所示。其中,用户通过充电站设置电动汽车停车时长和离开时的期望电池荷电状态,充电站根据 MDP 计算出在当前供电裕度情况下,产生最大奖励的充电动作,再计算用户在选择该充电策略下所需的充电时间和充电费用,将其返回给用户询问是否接受,若用户接受,则对电动汽车执行相应的充电动作。

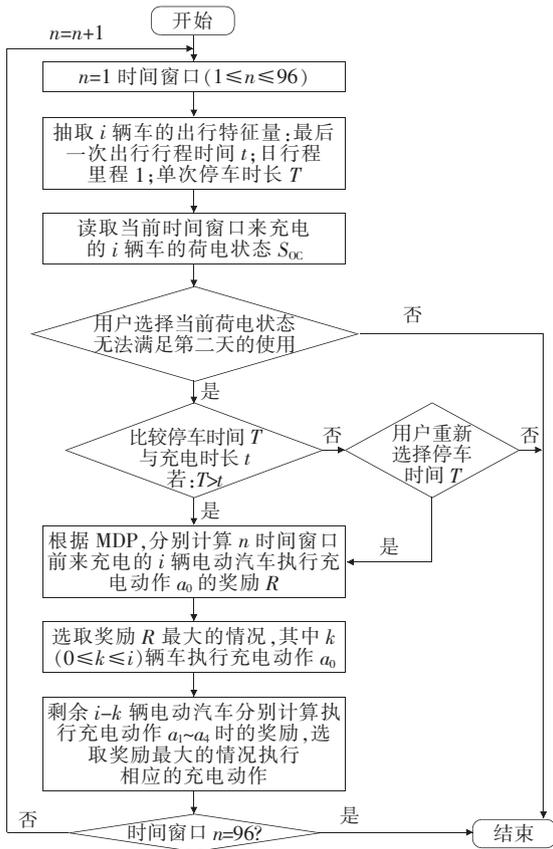


图 3 有序充电控制流程

Figure 3 Flow chart of coordinated charging control

3 算例分析

3.1 仿真参数设置

对 100 辆电动汽车在不同时间窗口内接入充电站的充电行为进行场景模拟, 研究时段为 10:00 到第 2 天 10:00, 共 96 个时间窗口。采用蒙特卡洛法模拟产生服从交通出行正态分布的随机参数, 包括行程结束时间 t 、日行驶里程 l 、单次停车时长 T 。电动汽车充电详细参数见表 2。

表 2 电动汽车充电参数

Table 2 Electric vehicle charging parameters

| 参数 | 单位 | 数值 |
|---------------------|--------|-------|
| 充电站变压器容量 S_T | kV · A | 1 000 |
| 功率因数 $\cos \varphi$ | — | 0.9 |
| 充电功率 P_i | kW | 3 |
| 电动汽车电池容量 B_i | kW · h | 30 |
| 充电效率 η | — | 0.9 |
| 最大行驶里程 S_{max} | km | 200 |
| 每百公里耗电系数 M | kW · h | 15 |

电网原负荷 L_n 选取 PJM 一组 24 h 内的电网夏季常规负荷数据, 每 15 min 记录一次数据, 假设记录数据时间内 15 min 原负荷保持不变。峰时段为 30~40 时间窗口, 谷时段为 66~76 时间窗口, 峰时与谷时具体原负荷数据见表 3。

表 3 峰时与谷时原负荷

Table 3 Peak time and valley load kW

| 时间窗口 | 峰时 | | 时间窗口 | 谷时 | |
|------|-------|-----------|------|-------|-----------|
| | 记录时间 | 原负荷 | | 记录时间 | 原负荷 |
| 30 | 17:15 | 1 966.158 | 66 | 02:15 | 1 331.873 |
| 31 | 17:30 | 1 996.335 | 67 | 02:30 | 1 334.365 |
| 32 | 17:45 | 2 031.562 | 68 | 02:45 | 1 294.819 |
| 33 | 18:00 | 2 041.710 | 69 | 03:00 | 1 372.651 |
| 34 | 18:15 | 2 008.582 | 70 | 03:15 | 1 323.768 |
| 35 | 18:30 | 1 977.269 | 71 | 03:30 | 1 322.892 |
| 36 | 18:45 | 1 982.837 | 72 | 03:45 | 1 293.892 |
| 37 | 19:00 | 1 952.126 | 73 | 04:00 | 1 288.024 |
| 38 | 19:15 | 2 012.673 | 74 | 04:15 | 1 307.677 |
| 39 | 19:30 | 2 018.443 | 75 | 04:30 | 1 302.064 |
| 40 | 19:45 | 2 001.621 | 76 | 04:45 | 1 306.783 |

分别对电动汽车进行无序和有序充电控制, 比较它们的负荷叠加曲线。无序充电时, 每辆电动汽车在行程结束时间所对应的的时间窗口内接入充电站, 立即执行充电动作。有序充电时, 根据电动汽车的负荷状态, 在不同充电动作下, 计算其奖励函数, 得出最优的有序充电策略。

4.2 仿真结果

无序充电负荷叠加曲线如图 4 所示。由图 4 中可知, 大量电动汽车集中在峰时 30~40 时间窗口充电, 小部分集中在 60~80 时间窗口, 这是由于汽车行程结束时间大部分在傍晚, 因此无序充电情况下的负荷叠加高峰集中在晚上, 造成了负荷峰上加峰现象, 而在凌晨时间段, 受分时电价的影响, 有少部分汽车选择在谷时充电。

采取有序充电控制策略时, 有序与无序充电负荷叠加曲线如图 5 所示。由图 5 可知, 有序充电时, 更多的电动汽车选择了在 60~90 时间窗口进行充电, 与无序充电相比没有产生新的负荷高峰。这是因为谷时电网供电裕度较多, 通过激励函数减少用户充电的单位电价, 鼓励尽可能多的电动汽车此时选择充电行为, 峰时电网供电裕度不足, 增加用户充

电单位电价,使得尽可能少的电动汽车选择在这一时刻进行充电操作,起到了削峰填谷的作用。此时激励需求响应模型的动态单位电价与分时电价对比如图6所示。由于该算例中单价补偿参数 b 的取值0.5,可作为充电运营商赚取的服务费,因此激励需求响应价格在全天的各时段均高于原分时电价,用户通过比较预计的充电花费,根据自身实际情况,选择花费最少的时段进行充电或者重新选择最优充电时长,达到激励的效果。

为比较不同数量规模的电动汽车无序和有序充电时对负荷的影响,分别对100、300、500辆电动汽车

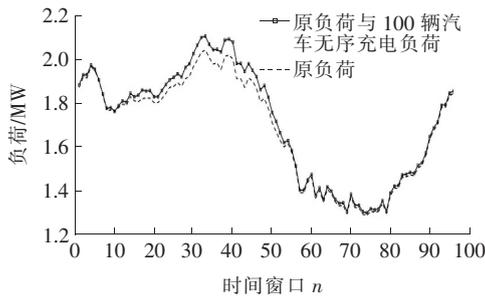


图4 无序充电负荷叠加曲线

Figure 4 Superposition curves of uncoordinated charging load

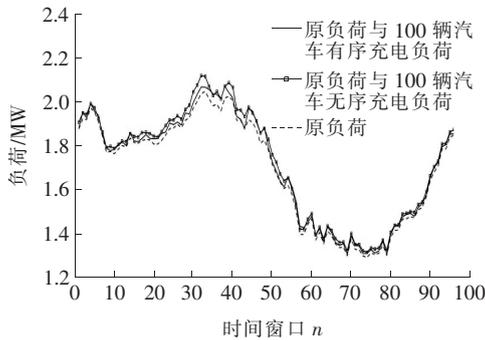


图5 有序与无序充电负荷叠加曲线

Figure 5 Superposition curves of uncoordinated and coordinated charging load

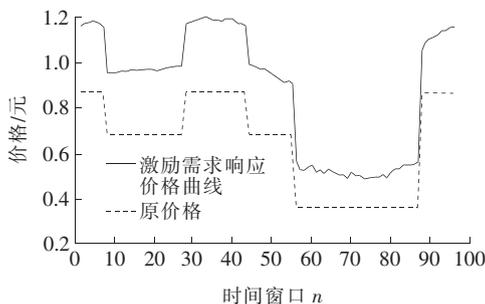


图6 价格曲线

Figure 6 Price curve

车在不同时间窗口内接入充电站的充电行为进行场景模拟,比较其负荷叠加曲线。无序和有序充电的负荷叠加曲线如图7、8所示。当电动汽车的数量由100辆增加到500辆时,叠加负荷明显增大,无序充电情况下的峰上加峰效应非常明显,而在有序充电情况下,部分负荷被安排在谷时进行充电,使得叠加负荷曲线相对均匀,削峰填谷效应更加明显。有序与无序充电叠加负荷各指标对比如表4所示。

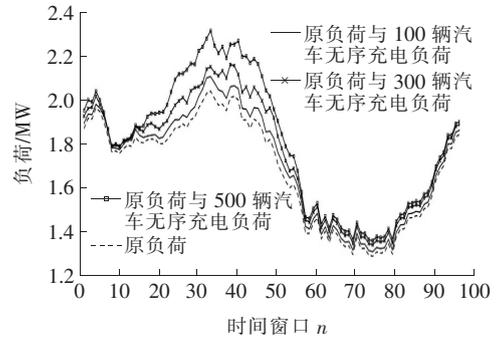


图7 不同数量规模电动汽车无序充电负荷叠加曲线

Figure 7 Uncoordinated charging load superposition curves of electric vehicles under different quantity scales

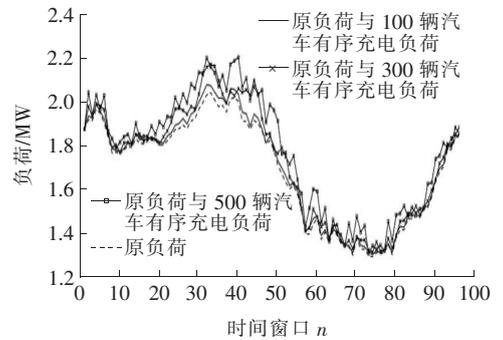


图8 不同数量规模电动汽车有序充电负荷叠加曲线

Figure 8 Coordinated charging load superposition curves of electric vehicles under different quantity scales

表4 有序与无序充电叠加负荷各指标对比

Table 4 Comparison of coordinated and uncoordinated charge superposition load indicators

| 车辆数量 | 充电策略 | 平均负荷/MW | | 峰谷差/MW | 充电花费/(元/车次) |
|------|------|---------|-------|--------|-------------|
| | | 峰时 | 谷时 | | |
| 0 | 原负荷 | 1.991 | 1.316 | 0.675 | — |
| 100 | 无序 | 2.061 | 1.319 | 0.742 | 37.55 |
| | 有序 | 2.034 | 1.344 | 0.690 | 28.78 |
| 300 | 无序 | 2.168 | 1.322 | 0.846 | 37.87 |
| | 有序 | 2.074 | 1.335 | 0.739 | 23.25 |
| 500 | 无序 | 2.275 | 1.330 | 0.945 | 39.22 |
| | 有序 | 2.149 | 1.347 | 0.802 | 31.07 |

由表4可知,一定数量规模的电动汽车无序充电时,叠加负荷的平均峰时负荷最大,平均谷时负荷最小,因此峰谷差也为最大。利用有序充电控制策略可以起到削峰填谷的作用,使峰谷差平均下降了约11.6%,同时有效地减少了电动汽车的充电花费,其每车次的充电花费相比于无序充电下降了约28%,保障了用户的利益。同时可以看出,当电动汽车数量由100辆增加到500辆时,有序充电充电花费由28.78元/车次先降低到23.25元/车次,再提高到31.07元/车次,这是因为电动汽车的数量规模与供电变压器容量 S_T 不够匹配。随着电动汽车数量的增加,充电负荷也在变大,供电变压器容量不变时,供电裕度逐渐不足,激励函数使得充电单位电价提高,单次充电费用增加。在一定范围内调整电动汽车的数量规模进行实验,不同数量规模电动汽车有序充电单次花费如图9所示。由图9可知在该算例模型中,供电变压器容量 S_T 等于1000 kV·A情况下,一天内充电的最佳电动汽车数量约为300辆。因此,电动汽车的数量规模与供电变压器容量相匹配时,才能使单次充电花费降至最低。

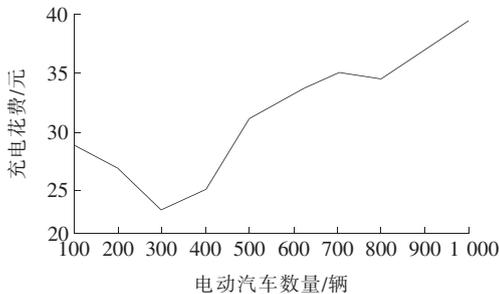


图9 不同数量规模电动汽车有序充电单次花费

Figure 9 Coordinated charging single cost of electric vehicles under different quantity scales

4 结语

为了有效地引导电动汽车充电行为,该文首先提出了一种对电动汽车进行有序充电控制的模型,利用马尔科夫决策过程分析电动汽车的充电行为,从而对其采取不同的充电策略;然后通过分时电价与激励需求响应函数引导用户避开充电高峰期,优化负荷叠加曲线,节省充电花费,进而达到有序充电目的;最后通过实验验证了该有序充电控制模型的

有效性,同时由实验结果发现电动汽车的数量规模与供电变压器容量相匹配,才能最大程度保证充电用户的利益。

该文主要从时间调度上研究了电动汽车充电的最优控制策略,在未来的研究工作里将进一步考虑电动汽车充电的空间调度问题,例如分布负荷对电网潮流的影响,并且结合交通网络信息对充电控制模型做进一步完善。

参考文献:

- [1] 陈丽丹,张尧. 电动汽车随机充电对配电网影响的研究[J]. 电力科学与技术学报,2016,31(1):62-69.
CHEN Lidan,ZHANG Yao. Study on the influence of electric vehicles random charging on distribution network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(1):62-69.
- [2] Lu J,Chen Z H, Ma Z F, et al. The role of nanotechnology in the development of battery materials for electric vehicles[J]. Nature Nanotechnology, 2016, 11(12): 1031-1038.
- [3] Beltramo A, Julea A, Refa N, et al. Using electric vehicles as flexible resource in power systems: A case study in the Netherlands[C]//Proceedings of the 14th International Conference on the European Energy Market, Dresden, Germany, 2017.
- [4] 欧名勇,陈仲伟,谭玉东,等. 基于峰谷分时电价引导下的电动汽车充电负荷优化[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 54-59.
OU Mingyong, CHEN Zhongwei, TAN Yudong, et al. Optimization of electric vehicle charging load based on peaktovalley time of use electricity price[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 54-59.
- [5] 常小强,宋政湘,王建华. 基于蒙特卡罗算法的电动汽车充电负荷预测及系统开发[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 1-5.
CHANG Xiaoqiang, SONG Zhengxiang, WANG Jianhua. Electric vehicle charging load prediction and system development based on Monte Carlo algorithm[J]. High Voltage Electrical Apparatus, 2020, 56(8): 1-5.
- [6] 蒋怡静,于艾清,黄敏丽. 考虑用户满意度的电动汽车时空双尺度有序充电引导策略[J]. 中国电力, 2020, 53(4): 122-130.

- JIANG Yijing, YU Aiqing, HUANG Minli. Coordinated charging guiding strategy for electric vehicles in temporal-spatial dimension considering user satisfaction degree [J]. *Electric Power*, 2020, 53(4): 122-130.
- [7] 许翔泰, 张仰飞, 陈光宇, 等. 计及光伏发电的电动汽车充电优化调度研究[J]. *智慧电力*, 2019, 47(10): 44-50.
- XU Xiangtai, ZHANG Yangfei, CHEN Guangyu, et al. Optimal scheduling of charging for electric vehicle considering photovoltaic power generation [J]. *Smart Power*, 2019, 47(10): 44-50.
- [8] 周天沛, 孙伟. 基于充电设备利用率的电动汽车充电路径多目标优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(4): 115-123.
- ZHOU Tianpei, SUN Wei. Multi-objective optimal scheduling of electric vehicles for charging route based on utilization rate of charging device [J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(4): 115-123.
- [9] 张帅, 姚李孝. 配电网对电动汽车可接纳能力分析[J]. *电网与清洁能源*, 2019, 35(3): 37-42+57.
- ZHANG Shuai, YAO Lixiao. Analysis of accommodation capacity of the distribution network for electric vehicles [J]. *Power System and Clean Energy*, 2019, 35(3): 37-42+57.
- [10] 安杨, 李华强, 阚力丰, 等. 考虑用户综合满意度的居民区电动汽车充放电优化策略[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(6): 7-13.
- AN Yang, LI Huaqiang, KAN Lifeng, et al. Optimal charging-discharging strategy of electric vehicles in residential area considering user comprehensive satisfaction [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(6): 7-13.
- [11] 贺继锋, 陈杰军, 黄家祺, 等. 基于区域峰谷分时电价的电动汽车有序充电研究[J]. *电测与仪表*, 2018, 55(6): 23-29.
- HE Jifeng, CHEN Jiejun, HUANG Jiaqi, et al. Research on electric vehicle orderly charging based on regional peak-valley time-of-use price [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2018, 55(6): 23-29.
- [12] Di Silvestre M L, Sanseverino E R, Zizzo G, et al. An optimization approach for efficient management of EV parking lots with batteries recharging facilities [J]. *Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing*, 2013, 4(6): 641-649.
- [13] 杨春萍, 赵祺, 祁兵, 等. 基于用户利益与出行意愿的电动汽车充放电调度策略[J]. *电测与仪表*, 2018, 55(8): 106-112.
- YANG Chunping, ZHAO Qi, QI Bing, et al. Charge and discharge scheduling strategy of electric vehicle based on interest and travel intention [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2018, 55(8): 106-112.
- [14] 陈静鹏, 艾芊, 肖斐. 基于集群响应的规模化电动汽车充电优化调度[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(22): 43-48.
- CHEN Jingpeng, AI Qian, XIAO Fei. Optimal charging scheduling for massive electric vehicle based on cluster response [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(22): 43-48.
- [15] 杨少兵, 吴命利, 姜久春, 等. 电动汽车充电站负荷建模方法[J]. *电网技术*, 2013, 37(5): 1190-1195.
- YANG Shaobing, WU Mingli, JIANG Jiuchun, et al. An approach for load modeling of electric vehicle charging station [J]. *Power Grid Technology*, 2013, 37(5): 1190-1195.
- [16] 黄其新, 王启明, 陆朱卫, 等. 基于 sigmoid 函数激励需求响应模型的电动汽车有序充电控制策略[J]. *电力科学与技术学报*, 2017, 32(4): 57-64.
- HUANG Qixin, WANG Qiming, LU Zhuwei, et al. Coordinated charging strategy for electric vehicles based on sigmoid function stimulating demand response model [J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2017, 32(4): 57-64.
- [17] 钟小强. 居民区的规模化电动汽车有序充电控制策略研究[J]. *电测与仪表*, 2018, 55(12): 88-91+107.
- ZHONG Xiaoqiang. Control strategies for large-scale orderly charging of electric vehicles in residential area [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2018, 55(12): 88-91+107.
- [18] Aguilar C O, Krener A J. High-order numerical solutions to Bellman's equation of optimal control [C]// 2012 American Control Conference (ACC), Montreal, QC, 2012.