

Q学习驱动的联盟链框架下电动汽车充放电优化调度算法

曹永胜

上海交通大学人工智能研究院 上海 200240

上海电机学院电子信息学院 上海 201306

摘要 随着电动汽车数量的增加,其对电力系统的影响日益显著。文中提出了一种基于Q学习与联盟链相结合的优化调度算法,旨在解决电动汽车充放电过程中的电力调度及交易支付安全问题。首先,利用联盟链构建了一个安全可靠的电动汽车电力交易平台,确保了交易数据的不可篡改性和可追溯性。接着,设计了一个考虑多种物理约束条件下的电动汽车充放电模型,包括电池老化、用户等待时间等关键因素。在此基础上,设计了一种基于Q学习的智能调度算法,以寻找最优的充放电策略,从而降低系统的综合成本并提高效率。通过仿真实验验证,该方法不仅能够有效保障交易的安全性,同时还能显著减少系统运营成本,证明了所提方案的有效性和实用性。

关键词: 网联电动汽车;联盟链;Q学习;电池老化;电力调度

中图分类号 TP311

Optimal Scheduling Algorithm for Electric Vehicle Charging and Discharging in Q-Learning Based Consortium Blockchain Framework

CAO Yongsheng

Artificial Intelligence Research Institute, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

School of Electronic Information Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China

Abstract The increasing number of grid-connected electric vehicles poses new challenges to the power system, particularly in terms of efficient energy management and secure trading. This paper introduces an optimization scheduling algorithm that integrates Q-learning with a consortium blockchain framework for EV charging and discharging. Initially, a secure and reliable power trading platform is established using consortium blockchain technology, ensuring the immutability and traceability of transactions. A comprehensive EV charging and discharging model is then developed, taking into account various physical constraints such as battery degradation and user waiting time. Based on this, a Q-learning-based intelligent scheduling algorithm is designed to identify optimal charging and discharging strategies, aiming at minimizing the overall system cost while enhancing operational efficiency. Simulation results demonstrate that the proposed method not only ensures the security of transactions but also significantly reduces system costs, validating its effectiveness and practicality.

Keywords Grid-connected electric vehicle, Consortium blockchain, Q learning, Battery degradation, Power scheduling

1 引言

1.1 研究背景

电动汽车与传统电器在能源消耗方面具有相似性,均需通过充电来补充能量,从而成为电能的消耗者。然而,随着物联网技术的不断进步,电动汽车的角色已不再局限于单纯的电能消费者。借助车辆到电网(Vehicle-to-grid,简称V2G)技术,电动汽车电池不仅能够储存电能,还能在车辆不使用时将电能反哺给电网,实现电能的双向流动。V2G技术的应用,使得电动汽车在停止状态下,能够将电池中储存的电能以高效、环保的方式销售给电网。这一过程不仅优化了电能的

利用效率,还赋予了电动汽车新的功能,即作为移动的能源供应单元。通过V2G技术,闲置的电动汽车电能可用于电网的调频服务,帮助电网应对电力需求的波动,减轻发电机组在高峰时段的负担^[1],可以帮助用电侧削峰填谷,提高发电侧和用电侧电能的稳定性^[2]。通过智能电力调度,电动汽车可以不再成为电网的负担,它可以是一种有价值的资产,通过转移电力峰值负荷给电网带来效益。假设单独电动汽车的负载可以聚合并加以控制,电动汽车负荷的聚集可作为能量缓冲,储存电能富余时产生的剩余电量,并在负荷高峰期反馈给电网。然而,如何有效引导电动汽车智能充电是一个问题。国家发展改革委办公厅等四部门联合发布了《关于推动车网互动规

基金项目:上海市“科技创新行动计划”启明星项目(扬帆专项)(22YF1411900);中国博士后基金特别资助项目(2022TQ0210);国家自然科学基金(20&ZD199);上海市司法鉴定协会课题(SHSFJD2024-013);国家社科基金重大项目(21&ZD200)

This work was supported by the Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan Morning Star Project (Sail Special)(22YF1411900), China Postdoctoral Science Foundation(2022TQ0210), National Social Science Foundation of China(20&ZD199), Research Project of the Shanghai Judicial Identification Association(SHSFJD2024-013) and National Social Science Foundation of China(21&ZD200).

通信作者:曹永胜(yongshengcao@sytu.edu.cn)

模化应用试点工作的通知》，旨在全面推广新能源汽车有序充电。这包括执行充电峰谷分时电价，力争年度充电电量 60% 以上集中在低谷时段，以及推动智能有序充电桩的建设和改造。

在电动汽车电力交易活动日益频繁的背景下，用户信息的安全性和电力交易的安全性逐渐成为行业关注的焦点。为此，采用联盟链技术构建了一套电动汽车充放电激励框架。在此框架下，充放电联盟链由众多充电站共同参与管理，每个充电站负责监管其下属的多个电动汽车的充放电行为，执行电力交易数据及用户数据的读写操作。该激励框架的设计旨在通过技术手段和经济激励相结合的方式，促进电动汽车用户更加主动地参与到电力市场交易中，同时确保整个交易过程的数据安全，防止信息泄露，保障交易双方的合法权益。

1.2 研究现状

电动汽车充放电及充电安全问题已经取得一些研究成果。Q 学习是一种基于马尔可夫过程的强化学习方法，使用 Q 表决定最佳解决方案所需的充电决策，文献[3]使用 Q 学习研究电动汽车孤岛微电网负荷频率控制策略。文献[4]研究了考虑电动汽车到达率和可再生能源注入的基于马尔可夫过程的电动汽车优化问题。

电动汽车可以使用 V2G 技术向传统电网放电进行电力市场辅助服务^[5]，这会增加电池老化。针对电池老化问题，文献[6]提出了一个使用 V2G 技术进行电力市场辅助的电池老化模型，电动汽车的 V2G 技术目前还没有实现产业化；文献[7]在乘客等候时间约束下研究了电池充放电老化成本模型，以最小化电力成本。

大多数充电站充电服务提供商都是基于集中式的客户机-服务器架构，服务提供商可以获取电动汽车的所有用户信息，这容易造成用户私人信息泄露，根据这些泄露的信息，对手可以推断出私人用户的其他信息。为此，基于区块链中的联盟链构建安全的充放电系统。区块链是一种分布式数据库技术，允许安全的数据存储、信息共享和在点对点网络中执行的可靠交易^[8]。联盟链是可信区块链中的一种，可以允许授权的可靠节点加入网络，区别于无用户授权机制的公有链和所有网络节点都需授权的私有链，联盟链被越来越多的机构选为信息安全解决方案。文献[9]结合电动汽车、储能和加密货币提出了一种能量优化方法。文献[10]提出了一种能源币系统，以提高电动汽车云存储和边缘计算环境中的信息安全性，EV 币的想法来源于此文献。为了保证充放电数据安全，现有文献提出基于联盟链进行激励框架的构建，激励电动汽车积极参与电力市场辅助服务。文献[11]基于联盟链研究了一种包含可再生能源的电动汽车激励系统。该系统具有安全、匿名、分散化的特点，包含公用事业、电动汽车、电动汽车充电服务提供商和可再生能源供应商。

1.3 本文贡献

本文的贡献如下：

- 1) 提出了一个基于联盟链的充放电激励框架来优化电力系统，激励电动汽车积极参与电力市场辅助服务。
- 2) 引入电动汽车用户不满意度，提出一个包含电动汽车能量交易和充电站电池老化问题的非凸优化充放电问题。

- 3) 从非凸优化问题中提取 Q 学习的 4 个要素，基于 Q 学习构建电动汽车充放电算法，通过仿真分析，所提算法有较好的性能。

2 系统模型

如图 1 所示，以开源 Hyperledger 联盟链提出充放电激励框架来优化电力系统，引导电动汽车积极参与电力市场辅助服务，该框架可以保证电动汽车充电站认证系统的可靠性和健壮性，在充放电过程中信息全程加密。本文在电力市场辅助服务的约束下，研究如何最小化综合电能成本。电动汽车通过 V2G 技术支持电力市场辅助服务将会产生时延，增加电动汽车的用户不满意度。文献[12]指出，用户不满意度的期望会有一个范围约束，需要在减少综合成本与减少用户不满意度之间做出一定的优化调度。将电动汽车的充电成本设置为基于联盟链的加密货币 EV 币，区块的内容即电动汽车币交易的账本，不仅反映了当前的交易状态，也反映了历史的交易状态。EV 币基于联盟链，并非任何人都可以编写区块，其中只有经过批准的参与者，如公用事业和电动汽车充放电服务运营商才能充当验证者。

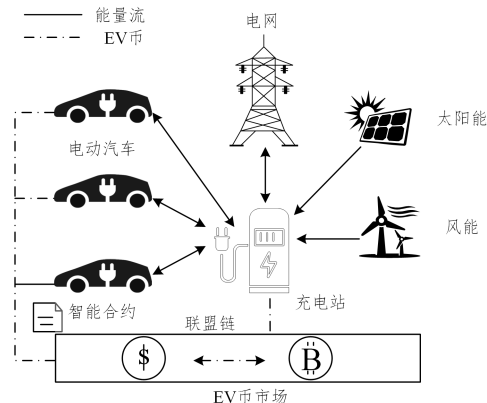


图 1 电动汽车充放电模型图

Fig. 1 Charging and discharging model of electric vehicles

电动汽车充放电联盟链框架主要由 3 个部分构成：

- 1) 电动汽车充放电管理中心是最高权威机构，与电动汽车充电站通过有线信号连接，主要负责充放电参与者初始化以及核心信息的保存；
- 2) 充电站提供电动汽车的充放电接入服务、充放电服务、身份验证等相关服务；
- 3) 车载单元安装在车辆嵌入式设备中，作为电动汽车的充放电模块，存储车辆端的充放电信息与验证信息等。

用户通过车载系统发起充电/放电请求。充电站接收到请求后，使用 Hyperledger Fabric 的身份认证机制验证用户身份，确保只有合法的用户才能访问充电站的服务。如果身份验证成功，充电站处理用户的充放电请求，检查请求的有效性、资源可用性以及用户的权限等。系统根据当前电网状态和用户需求进行资源分配，确定充电功率、时延以及其他相关参数，以确保电网的稳定性和满足用户的需求。接下来，执行实际的充放电操作，并记录相关的数据，如电量、时间戳等。这些数据将用于后续的费用计算和账本更新。根据充放电量及参与 V2G 服务的情况，计算相应的费用或奖励，费用或奖励将以 EV 币的形式表示，这是一种基于联盟链的加密货币，

用于支付充电费用或获得奖励。生成包含充放电信息和费用/奖励的交易提案,将其并发送给区块链网络。

区块链网络中的验证节点对交易提案进行验证,确保其合法性和正确性,包括检查签名、确认用户身份、验证交易数据的一致性。验证通过的交易被加入到新的区块中,每个区块包含多个交易,在区块中被组织并准备提交给共识机制。使用 Hyperledger Fabric 的共识机制达成区块共识,确保所有参与者对新区块的内容达成一致,从而保证账本的一致性和不可篡改性。达成共识后的区块被添加到账本中,所有参与者同步最新的账本状态,账本记录了所有的交易历史,确保透明度和可追溯性。最后,用户收到交易成功的通知,可以在应用程序中查看交易详情,通知可以通过移动应用推送、短信或其他方式发送,确保用户能够及时了解交易结果。

2.1 道路网络

定义交通网络 $G(N, C)$, N 为交通网络节点集合, C 为节点集 N 中各节点间路径长度的集合。在网络 $G(N, C)$ 中, N 包含电动汽车 i 的出发地 s_i , 目的地 e_i 和充电站 n_c 。定义节点 s_i 到 n_c 间的距离为 $d_{s_i n_c}$, 电动汽车 i 在在时刻 t_i 到达充电站 c , 到达目的地的时刻为 \bar{t}_i 。使用指示变量 $x_i^c(t)$ 来指示电动汽车在 i 时刻 t 是否在充电站 c 内, 若不在则为 0, 否则为 1。定义电动汽车 i 从出发地到充电站的时间为 T_i^s , 电动汽车 i 从充电站到目的地的时间为 T_i^e 。电动汽车 i 从起点 s 到充电站, 需满足至少车辆行驶 T_i^s 的时间约束, 从充电站到终点也需要满足 T_i^e 的时间约束。

$$\sum_{s=\bar{t}_i}^{\bar{t}_i-1} (1-x_i^c(t)) \geq T_i^s \quad (1)$$

$$\sum_{s=r+1}^{\bar{t}_i} (1-x_i^c(t)) \geq T_i^e, \forall i \in \{i | \bar{t}_i \leq D\} \quad (2)$$

式(3)中 D 为最后一辆电动汽车驶离时间, 作为支持电力市场辅助服务的时间约束。

根据电动汽车电池能量物理约束, 每辆电动汽车 i 都有最大里程 d_i^{\max} , 其约束表示为:

$$d_{s_i n_c} + d_{n_c e_i} \leq d_i^{\max} \quad (3)$$

2.2 充电站电池老化成本约束

电动汽车是动态负荷, 需要考虑能量限制和电力市场辅助服务约束下的行车路径调度。将从发电侧收集的电量定义为 $g^c(t)$, 将时刻 t 电动汽车 i 从充电站 c 获取的电量定义为 $b_i^c(t)$ 。

$$b^c(t) = \sum_i b_i^c(t) x_i^c(t) \quad (4)$$

$$-b_{\max}^c \leq b^c(t) \leq b_{\max}^c \quad (5)$$

式(5)中, 当 $b^c(t)$ 为正数时电动汽车总放电量大于电动汽车总充电量, $b^c(t)$ 为负数时相反, 充电站 c 的电力需求 $\omega^c(t)$ 有如下等式关系。

$$\omega^c(t) + b^c(t) = g^c(t) \quad (6)$$

充电站 c 的电池电量状态 $B^c(t)$ 的动态过程可表示为:

$$B^c(t+1) = B^c(t) - b^c(t) \quad (7)$$

$$0 \leq B^c(t) \leq B_{\max}^c \quad (8)$$

充电站电池充放电电量 $b^c(t)$ 较大, 较短时间内的电池老化成本主要考虑充电站电池。根据文献[15], 锂电池的老化成本的表达式如下:

$$f_d(b^c(t)) = P_b V_m h(b^c(t)) \quad (9)$$

$$h(b^c(t)) = \alpha [b^c(t)]^2 + \beta b^c(t) + \xi \quad (10)$$

其中, P_b 为电池块价格, V_m 为标称电压, $h(b^c(t))$ 为电池单元的容量老化函数。

2.3 电动汽车充放电约束

电动汽车 i 在充电站中放电, 参与电力市场辅助服务需要一段时间 m_i^f 。电动汽车 i 在充电站 c 中的停留充电以及进行辅助电网服务的时间有一个上确界 D 。

$$m_i^f \leq \sum_{t=1}^D x_i^c(t) \leq D \quad (11)$$

电力市场辅助服务需要一定数量的电动汽车 $\rho^c(t)$, 同时充电站 c 对电动汽车充电数量也有限制, 表示为 p_c :

$$\rho^c(t) \leq \sum_i x_i^c(t) \leq p_c \quad (12)$$

2.4 用户等候时间约束

不满意度随等候时间的增长而指数级增大, 使用 $u_i(\tau)$ 表征电动汽车 i 关于时间 τ 的用户不满意度 $u_i(\tau) = \tau^2$ 。如果延迟 $\tau=0$, 用户不满意度 $u_i(0) = 0$, 其中 τ 的表示如下:

$$\tau = \bar{t}_i - \bar{m}_i - (t_i + \bar{m}_i) - m_i^c \quad (13)$$

用户不满意度有如下的约束:

$$\lim_{D \rightarrow \infty} \frac{1}{D} \sum_{\tau=1}^D u_i(\tau) \leq \epsilon \quad (14)$$

用户不满意度的期望会有一个范围约束, 在此约束下求解模型并提出智能充放电算法。

3 基于 Q 学习的电动汽车充放电算法

Q 学习是一种无监督学习, 是强化学习中的一种基于值的算法, 它不断从一个状态转至另一状态进行探索, 直到实现目标并学习出一个表格, 通过 Q 表根据最大奖励可以找到每个状态下的最优动作。

Q 学习有四大要素: 充放电动作、状态、奖惩函数和值函数。充放电动作 $a(t) \in A$ 表示为 $A = \{-b_{\max}, 0, b_{\max}\}$, 其中最大充放电速率为 b_{\max} , 其中 $a(t) = -b_{\max}$ 为最大充电动作, 反之 $a(t) = b_{\max}$ 为最大放电动作, $a(t) = 0$ 为不充不放电。

状态空间 $\omega_i(t)$ 可以表示为:

$$\omega_i(t) = [B^c(t), t_i, p(t)]$$

使用 ϵ -贪婪策略以概率 $1-\epsilon$ 进行随机探索, 以概率 ϵ 选择最优充放电动作, 选择最优充放电动作时减小综合电能成本, 在状态 $\omega_k(t)$ 下进行动作 $a(t)$ 将获得如下的即时奖惩函数 $r(t)$ 。

$$r(t) = \begin{cases} -\sum_{n_c \in S} \{ \sum_i p(t) g^c(t) + f_d(b^c(t)) \}, & b^c(t) \geq 0 \\ -\sum_{n_c \in S} \sum_i p(t) g^c(t), & b^c(t) < 0 \end{cases}$$

设定关于状态 $\omega(t)$ 和充放电动作 $a(t)$ 的 Q 函数为:

$$Q(\omega(t), a(t)) = Q(\omega(t), a(t)) + l_r [r(t) + \gamma \max_{a(t)} Q(\omega(t+1), a(t)) - Q(\omega(t), a(t))]$$

学习率 $l_r \in (0, 1]$ 决定充放电动作的探索程度, 折扣因子 $\gamma \in (0, 1]$ 决定充放电动作对应的未来奖惩, 贪婪策略参数 ϵ 用于在探索与利用之间进行权衡。由此给出基于 Q 学习的充放电调度算法(QRL)。

算法 1 基于 Q 学习的充放电调度算法

输入: 学习率 l_r , 折扣因子 γ , 贪婪策略参数 ϵ

1. 初始化: 对于所有状态 ω 和充电动作 a , 设置初始 Q 值为 0, $Q(\omega, a) = 0$

主循环:

- 选择充电动作 $a(t)$, 在当前状态 $\omega(t)$ 下, 使用 ϵ -贪婪策略来选择动作 $a(t)$. 以 ϵ 的概率随机选择一个动作, 以 $1-\epsilon$ 的概率选择当前状态下具有最高 Q 值的动作。
 - 执行选定的充放电动作 $a(t)$, 得到即时奖惩 $r(t)$, 根据环境动态更新到下一个状态 $w(t+1)$
 - 根据 Q 学习公式更新当前状态-动作对的 Q 值: $Q(\omega(t), a(t)) = Q(\omega(t), a(t)) + \lambda [r(t) + \max_{a(t)} Q(\omega(t+1), a(t)) - Q(\omega(t), a(t))]$
 - 更新时间 $t \leftarrow t+1$, 更新当前状态 $\omega(t) \leftarrow \omega(t+1)$
- 终止条件: 当达到最大迭代次数 K 或者特定的时间点 D 时停止循环。

4 实验与性能分析

利用 Hyperledger Fabric 1.4 部署电动汽车区块链充放电框架, 实现 EV 币记账过程。设定电动汽车的速度为 60 km/h, 充电站电池仿真中使用 ANR26650M1-B 电池的相关参数。设定进行电力市场辅助服务时延迟 10 分钟能获得 0.1 个 EV 币。电动汽车电池容量设定为 35 千瓦时, 对应 302 km 里程数。

对比 3 种不同的共识机制 (Kafka, Raft 和 Solo) 在交易吞吐量和延迟方面的性能。通过实验数据和图表, 能够清晰地展示每种共识机制的优势和劣势, 从而为实际应用提供指导。图 2 给出了不同共识机制在交易吞吐量 (TPS) 和延迟 (s) 方面的性能比较。Solo 共识机制在交易吞吐量和延迟方面表现最佳, 具有最高的吞吐量和最低的延迟。这表明 Solo 共识机制在处理大量交易时具有较高的效率和较短的响应时间, 适合高并发场景。Kafka 共识机制在吞吐量和延迟方面表现较为平衡, 虽然吞吐量不如 Solo 高, 但延迟也相对较低。Raft 共识机制在吞吐量和延迟方面表现最差, 具有最低的吞吐量和最高的延迟。

选择合适的共识机制对于优化区块链网络的性能至关重要。根据实际应用场景的需求, 可以选择不同的共识机制以达到最佳性能。

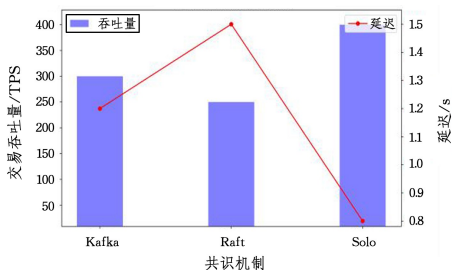


图 2 不同共识机制下的性能比较

Fig. 2 Performance comparison under different consensus mechanisms

从图 3 中看出电力成本随着 EV 币的增大而减小。充电站中电动汽车增加会造成电力成本增加, 当电动汽车支持电力市场辅助服务时, 时延增长会造成电力成本减小, 电池老化成本会增大, 在充电站内进行充放电的网联电动汽车数量增大时, 充电站电池老化成本增大。EV=50 时在所有情况下表现出最好的稳定性, 其性能下降幅度最小。EV=80 时表明较大的车队规模的性能下降幅度最大, 对 EV 币值的敏感度最高。对于需要长期稳定性能的应用场景, 更倾向于选择较小的车队规模, 因为它们能够保持相对较好的性能水平。

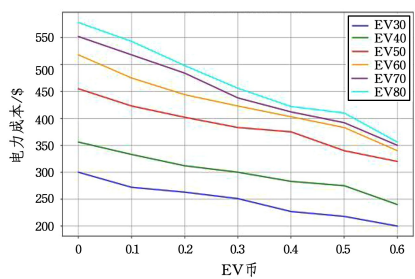


图 3 关于 EV 币的电力成本

Fig. 3 Electric cost versus EV coin

从图 4 看出, 充电站电池老化成本随时延的增大而近似线性增大, 电池老化成本高位的参数 α 为较小的数值, 而充放电电量单次较小, 主要产生影响的是一次项, 因此近似为线性。单次充放电电量相对较小的情况下, 对于整个老化过程的影响主要体现在一次项上。每次充放电操作对电池寿命的影响较为均匀且可预测。因此, 即使单次充放电电量不大, 但频繁的操作仍会导致累积效果明显, 从而使得总的老化成本呈现线性增长的趋势。

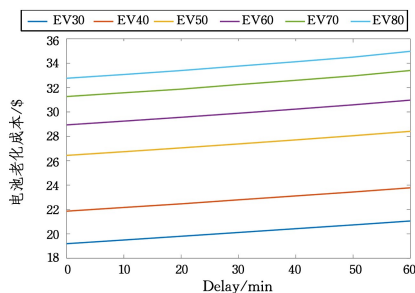


图 4 关于时延的充电站的老化成本

Fig. 4 Degradation cost of charging station versus delay

图 5 中电动汽车数量的增大会引起电能成本随着 EV 币的增加而增加, 之后趋于收敛。对于某一区域, 能够计算出电动汽车的最佳容量和有效延迟。电池老化成本随着网联电动汽车数量的增大而增大, 随着 EV 币的增加而增加。虽然电池老化成本随着 EV 币的增大而增大, 但增大程度没有其减小的电能成本大, 总成本随着 EV 币的增大而减小。

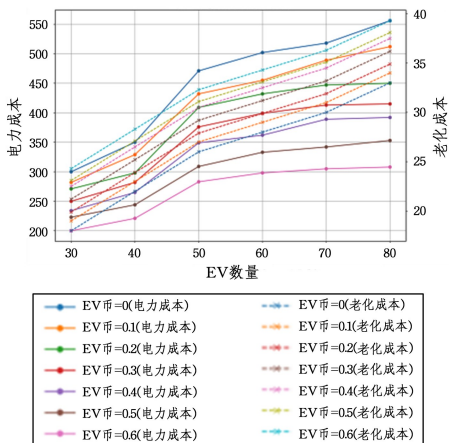


图 5 关于电动汽车数量的电力成本和老化成本

Fig. 5 Electricity cost versus the number of EVs

在选择 EV 币时, 需要平衡电力成本和老化成本之间的关系。虽然高 EV 币值能有效降低电力成本, 但可能会稍微增加老化成本。如果主要关注于降低电力成本, 那么提高

EV 币值是有利的,因为电力成本的节省可能远大于老化成本的小幅上升。但如果考虑长期老化成本,那么就需要权衡 EV 币值提升带来的利弊。对于电力成本敏感的应用场景,推荐使用较高的 EV 币。对于老化成本敏感的情况,需要找到一个电力与老化成本之间的最佳平衡点。

结束语 本文提出了一种基于 Q 学习和联盟链的电动汽车充放电调度算法,旨在解决电动汽车电力调度与电力交易安全问题。通过构建一个基于联盟链的充放电激励框架,确保了电力交易的安全性和可追溯性,并设计了一种基于 Q 学习的充放电调度模型来优化系统成本。在模型中引入了用户不满意度的概念,提出了一个包含电动汽车能量交易和充电站电池老化问题的非凸优化问题。从电能调度非凸优化问题中提取 Q 学习的 4 个要素,设计并实现了基于 Q 学习的电动汽车充放电调度算法,通过仿真验证了算法的有效性和可行性。实验结果表明,所提算法能够在保障交易安全的同时有效降低系统成本。对于不同 EV 币值,总成本随着 EV 币的增加而减少,这表明提高 EV 币值可以显著降低电力成本,尽管会略微增加老化成本。未来将该算法应用于更广泛的场景,如大规模电动汽车时空网络、多区域电网等,以验证其在复杂环境下的性能。

参考文献

- [1] YUE X, BI X, YANG H, et al. PAP: A Privacy-Preserving Authentication Scheme With Anonymous Payment for V2G Networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(6): 6092-6111.
- [2] WANG X L, LI X, QIN X L. Collaborative Scheduling of Source-Grid-Load-Storage with Distributed State Awareness Under Power Internet of Things[J]. *Computer Science*, 2021, 48(2): 23-32.
- [3] LIN Z, GAO K, WU N, et al. Scheduling Eight-Phase Urban Traffic Light Problems via Ensemble Meta-Heuristics and Q-Learning Based Local Search[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(12): 14415-14426.
- [4] WU W, ZHU J, LIU Y, et al. A Coordinated Model for Multiple Electric Vehicle Aggregators to Grid Considering Imbalanced

Liability Trading[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(2): 1876-1890.

- [5] ZHANG J, TAO J, HU Y, et al. An Energy Management Strategy Based on DDPG With Improved Exploration for Battery/Supercapacitor Hybrid Electric Vehicle[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(5): 3999-4008.
- [6] LI S, ZHAO P, GU C, et al. Linearizing Battery Degradation for Health-Aware Vehicle Energy Management[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2023, 38(5): 4890-4899.
- [7] WEI Z, LI Y, CAI L. Electric vehicle charging scheme for a park-and-charge system considering battery degradation costs [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2018, 3(3): 361-373.
- [8] WANG Y, YUAN L, JIAO W, et al. A Fast and Secured Vehicle-to-Vehicle Energy Trading Based on Blockchain Consensus in the Internet of Electric Vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(6): 7827-7843.
- [9] ZHANG T, POTAB H, CHUA C C, et al. Real-time renewable energy incentive system for electric vehicles using prioritization and cryptocurrency [J]. *Applied Energy*, 2018, 226: 582-594.
- [10] SHI J, DU J, SHEN Y, et al. DRL-Based V2V Computation Offloading for Blockchain-Enabled Vehicular Networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(7): 3882-3897.
- [11] PAREDES Á, AGUADO J A, RODRÍGUEZ P. Uncertainty-Aware Trading of Congestion and Imbalance Mitigation Services for Multi-DSO Local Flexibility Markets[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(4): 2133-2146.
- [12] HE H, SHEN H, HAO Q, et al. Online delay-guaranteed workload scheduling to minimize power cost in cloud data centers using renewable energy[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2022, 159: 51.



CAO Yongsheng, born in 1991, Ph. D. His main research interests include energy management, electric vehicle, and reinforcement learning.