

基于多策略融合的电动汽车群体内部博弈策略研究^{*}张弘毅¹ 许 刚¹ 王 绎²

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院 北京 102206; 2. 中国电建集团昆明勘测设计研究院有限公司 昆明 650051)

摘 要: 为了引导电动汽车用户参与有序充电,提出了一种基于多策略融合的电动汽车群体内部演化博弈模型。首先,设计了包含仅充电、充放电和避开峰时充电 3 种策略的演化博弈模型,并引入动态阈值机制,结合经验加权吸引规则和费米规则,实现了多策略融合更新。通过设定放电激励和充电补贴,提高了用户对充放电策略选择的积极性。其次,建立了电动汽车群体内部的博弈模型,分析了用户在不同策略下的收益情况,并通过仿真验证了模型的有效性。最后,采用多策略融合更新规则方法,通过动态阈值机制,结合 EWA 的长期学习能力和 Fermi 的短期响应优势,显著提高了策略调整的稳定性 and 适应性。仿真结果表明,该模型能够准确模拟用户决策行为,有效提高电能分配效率,降低电网峰谷差约 36.7%。与单一策略更新规则相比,多策略融合方法在策略调整的稳定性 and 适应性方面表现出显著优势。本文为电网运营商制定激励措施及电动汽车参与车网互动提供了理论支持与参考方法。

关键词: 演化博弈;多策略更新规则;车网互动;削峰填谷;群体互动;三策略演化博弈

中图分类号: TM73;TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Research on internal game strategies of electric vehicle groups
based on multi-strategy fusionZhang Hongyi¹ Xu Gang¹ Wang Yi²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. China Power Construction Corporation Kunming Institute of Survey, Design and Research Co., Ltd., Kunming 650051, China)

Abstract: In order to guide electric vehicle users to participate in orderly charging, this paper proposes an internal evolutionary game model of the electric vehicle group based on multi-strategy fusion. Firstly, an evolutionary game model including three strategies: Charge-only, charge-discharge, and peak-time-avoiding charging was designed. A dynamic threshold mechanism was introduced, combined with the empirical weighted attraction rule and the Fermi rule, to achieve multi-strategy fusion and update. By setting discharge incentives and charging subsidies, users' enthusiasm for choosing charging and discharging strategies has been enhanced. Secondly, this paper establishes a game model within the electric vehicle group, analyzes the benefits of users under different strategies, and verifies the validity of the model through simulation. Finally, the multi-strategy fusion update rule method was adopted. Through the dynamic threshold mechanism, combined with the long-term learning ability of EWA and the short-term response advantage of Fermi, the stability and adaptability of strategy adjustment were significantly improved. The simulation results show that this model can accurately simulate the decision-making behavior of users, effectively improve the efficiency of power distribution, and reduce the peak-valley difference of the power grid by approximately 36.7%. Compared with the update rule of a single strategy, the multi-strategy fusion method shows significant advantages in the stability and adaptability of strategy adjustment. This article provides theoretical support and reference methods for power grid operators to formulate incentive measures and for electric vehicles to participate in vehicle-to-grid interaction.

Keywords: evolutionary game; multi-strategy update rules; vehicle-network interaction; peak shaving and valley filling; group interaction; three strategy evolutionary game

0 引 言

随着电动汽车(electric vehicle, EV)的广泛应用,其无

序充电行为对电网的稳定运行带来了新的挑战。相较于常规电力负荷,电动汽车的充电需求在时空分布上表现出显著的异质性,其空间分布的广泛性和时间上的不确定性特

征对电力系统提出了新的挑战。尤其在大规模缺乏协调的并网场景下,电动汽车的无序充电行为将加剧电网调度的复杂度。因此,引导用户有序充电对实现能源的优化配置、合理分配电网资源、降低电网峰谷差具有重要作用。

近年来,国内外对使用博弈论优化电动汽车充放电调度进行了广泛研究。刘可真等^[1]提出了考虑用户意愿下大规模电动汽车集群动态参与调频服务的两阶段优化调度策略,通过构建用户意愿分类预测模型,以剩余调频功率需求波动性最小为目标,提高了电动汽车集群参与调频服务的可控性和经济性。然而,该研究主要关注调频服务,对电动汽车用户的充电行为优化考虑不足。鲁宇等^[2]在“双碳”背景下,针对车网主体间利益冲突及可调度电动汽车数量和分布式能源出力的不确定性,提出基于区间优化理论的车网双层优化调度模型,提高了虚拟电厂和电动汽车运行的经济性。然而,该研究主要集中在优化调度模型的构建,对用户行为的模拟和引导方面缺乏深入探讨。周建国等^[3]为应对大规模新能源发电接入虚拟电厂导致的高额惩罚成本,设计虚拟电厂参与日前市场竞标的双层博弈模型,基于 Shapley 值法对合作方进行利润分配,有效减少了碳排放和风电惩罚成本。但该研究主要关注虚拟电厂的市场竞标,对电动汽车用户的充电行为优化考虑较少。程宏波等^[4]对电动汽车群体内部的决策演化展开研究,分析了电动汽车用户之间策略博弈的过程,但对用户策略更新的设计不足。在策略更新规则方面,目前研究较多使用如生死规则、费米规则^[5]、比例更新等规则。不少研究者也根据现实情况提出了新的策略更新机制,包括最优响应^[6]、从众驱动^[7]等。此外,基于过去经验和信息学习的经验加权吸引力(experience adding weight affinity, EWA)策略更新规则也被广泛使用。这些研究为电动汽车充放电调度提供了重要的理论基础,但在实际应用中,单一的策略更新规则难以应对复杂的博弈环境,无法充分考虑用户的动态需求和实时响应能力。

综上所述,现有研究在优化电动汽车充放电调度方面取得了重要进展,但仍存在一些不足。一方面,传统的演化博弈模型难以充分反映电动汽车用户之间的博弈影响,无法准确模拟用户的决策行为;另一方面,现有的策略更新规则难以适应复杂的博弈环境,难以预测用户的决策选择,导致用户参与度不高,影响调度效果。因此,本文在三策略演化博弈模型的基础上,从激励机制和多策略融合更新规则出发,首先建立了电动汽车群体内部的博弈模型,随后基于用户收益差异和动态阈值改进多策略更新规则,以更全面地分析用户决策变化,更准确地模拟用户的充电选择,为电网运营商制定合理的激励措施提供理论支持,也为电动汽车参与车网互动提供新的参考方法。

1 电动汽车群体互动博弈模型构建

1.1 电动汽车用户激励设定

在参与电网充放电调度的过程中,用户的经济成本主

要由 3 方面构成:基础充电费用、车辆到电网(vehicle to grid, V2G)放电激励补贴以及电池循环使用引发的损耗费用。

设 EV1 和 EV2 表示电动汽车用户 1 和 2, R_{ev1} 代表 EV 用户的基础充电费用, R_{evd} 代表充电收益。当 EV1、EV2 都选择仅充电策略时,此时会增加电网负荷,电网将仅充电策略的电价增提高 ΔR_1 , 因此, EV1 与 EV2 的充电费用变为 $R_{ev1} + \Delta R_1$; 当 EV1 选择仅充电策略而 EV2 选择充放电策略时, EV1 的充电费用为 R_{ev1} , EV2 的充电费用为 $R_{ev1} - R_{evd}$; 当 EV1 选择仅充电策略而 EV2 选择避开峰时充电策略时, EV1 的充电费用为 R_{ev1} , EV2 的充电费用为 $R_{ev1} - \beta$, β 为避开高峰充电的补贴; 当 EV1、EV2 都选择充放电策略时, EV1 与 EV2 的充电费用均为 $R_{ev1} - R_{evd}$; 当 EV1、EV2 都选择避开峰时充电策略时,此时会产生新的用电高峰,电网会调整电价,导致 EV1 与 EV2 的充电费用提高 ΔR_2 , 此时 EV1 与 EV2 的充电费用均为 $R_{ev1} - \beta + \Delta R_2$ 。

EV 用户的充电费用计算公式为:

$$R_{ev1} = \sum_{h=T_{be}}^{T_{ex}} P_{c,h} \times S_{EV,h} \times \Delta h + K_h \quad (1)$$

其中, $S_{EV,h}$ 表示 h 时段 EV 充放电电价,即电网分时电价; $P_{c,h}$ 表示 h 时段的 EV 充放电功率; K_h 表示 h 时段采取策略 n 时第 k 台 EV 的电池退化成本,计算公式为:

$$K_h = \left\lfloor \frac{m\pi_h}{100} \right\rfloor \frac{S_c}{C_N} \quad (2)$$

其中, m 表示电池寿命与循环次数间的线性关系系数,用于量化电池寿命随充放电循环次数的变化程度; S_c 表示电池更换成本; C_N 表示 EV 电池额定容量; π_h 表示 h 时段循环充放电电量,计算公式为:

$$\pi_h = \max\{0, (SOC_{h-1}^i - SOC_h^i) C_N\} \quad (3)$$

在电网放电调度中, EV 的放电收益由两部分组成:一是放电所获得的收益,二是电池重复循环放电所产生的额外电池损耗费用^[8]。因此,电动汽车用户的收益可表示为:

$$R_{evd} = \sum_{h=T_{st}}^{T_{dp}} P_{dc,h} \times S_{EV,h} \times \Delta h - K_h \quad (4)$$

额外增加的充电费用 ΔR_1 、 ΔR_2 以及避开高峰充电的补贴 β 为:

$$\begin{cases} \Delta R_1 = \sum_{h=T_{be}}^{T_{ex}} P_{c,h} \times \Delta S_1 \times \Delta h \\ \Delta R_2 = \sum_{h=T_{be}}^{T_{ex}} P_{c,h} \times \Delta S_2 \times \Delta h \\ \beta = \sum_{h=T_{be}}^{T_{ex}} P_{c,h} \times \Delta S_3 \times \Delta h \end{cases} \quad (5)$$

1.2 三策略博弈下的电动汽车用户收益模型

由于电动汽车用户之间存在较为复杂的博弈竞争关系,很难保证博弈主体在完全理性的情况下做出选择。演

化博弈基于“有限理性”假设^[9],由于EV用户在互动过程中,互动双方在博弈中均无法完全掌握演化过程的结构和规则,但都具备不断学习和适应动态环境的能力,可以灵活调整互动行为以提高收益,因此可以更合理地模拟EV调度过程中的决策行为。在此基础上,针对传统演化博弈模型中无法发挥参与者意愿的多样性和动态性的劣势,建立一种三策略演化博弈模型^[10],该模型具备动态演化性的策略,可以满足博弈主体更多的选择需求。

表1 电动汽车三策略博弈收益矩阵

Table 1 The payoff matrix of the three strategy game for electric vehicles

互动行为		EV1		
		α_1	α_2	α_3
		x	y	z
EV2	α_1	$a_1 = R_{evc1} + \Delta R_1$	$b_1 = R_{evc1} - R_{evd}$	$c_1 = R_{evc1} - \beta$
	x	$a_2 = R_{evc1} + \Delta R_1$	$b_2 = R_{evc1}$	$c_2 = R_{evc1}$
	α_2	$d_1 = R_{evc1}$	$e_1 = R_{evc1} - R_{evd}$	$f_1 = R_{evc1} - \beta$
	y	$d_2 = R_{evc1} - R_{evd}$	$e_2 = R_{evc1} - R_{evd}$	$f_2 = R_{evc1} - R_{evd}$
	α_3	$g_1 = R_{evc1}$	$h_1 = R_{evc1} - R_{evd}$	$i_1 = R_{evc1} - \beta + \Delta R_2$
	z	$g_2 = R_{evc1} - \beta$	$h_2 = R_{evc1} - \beta$	$i_2 = R_{evc1} - \beta + \Delta R_2$

根据表1,可得用户选择 α_1 时的期望收益 U_{a3} 为:

$$U_{a1} = a_1x + b_1y + c_1z = a_1x + b_1y + c_1(1-x-y) \quad (6)$$

选择 α_2 时的期望收益 U_{a2} 为:

$$U_{a2} = d_1x + e_1y + f_1z = d_1x + e_1y + f_1(1-x-y) = R_{evc1}x + (R_{evc1} - R_{evd})y + (R_{evc1} - \beta)(1-x-y) \quad (7)$$

选择 α_3 时的期望收益 U_{a3} 为:

$$U_{a3} = g_1x + h_1y + i_1z = g_1x + h_1y + i_1(1-x-y) = R_{evc1}x + (R_{evc1} - R_{evd})y + (R_{evc1} - \beta + \Delta R_2)(1-x-y) \quad (8)$$

由此可以得到用户选择3个策略的平均收益 $\bar{U}$ 为:

$$\bar{U} = xU_{a1} + yU_{a2} + zU_{a3} = xU_{a1} + yU_{a2} + (1-x-y)U_{a3} = \Delta R_2 - \beta + R_{evc1} - 2\Delta R_2x + \beta x - 2\Delta R_2y + \beta y - R_{evd}y + \Delta R_1x^2 + \Delta R_2x^2 + \Delta R_2y^2 + 2\Delta R_2xy \quad (9)$$

复制动态方程为:

$$\begin{cases} F(x) = \frac{dx}{dt} = x(U_{a1} - \bar{U}) \\ F(y) = \frac{dy}{dt} = y(U_{a2} - \bar{U}) \\ F(z) = \frac{dz}{dt} = z(U_{a3} - \bar{U}) \end{cases} \quad (10)$$

化简得:

$$\begin{cases} F'(x) = x[U_{a1} - xU_{a1} - yU_{a2} - zU_{a3}] \\ F'(y) = y[U_{a2} - xU_{a1} - yU_{a2} - zU_{a3}] \\ F'(z) = z[U_{a3} - xU_{a1} - yU_{a2} - zU_{a3}] \end{cases} \quad (11)$$

令 $F(x)=0, F(y)=0, F(z)=0$ 求解复制动态方程,

设一个电动汽车群体集合用 $N=\{1,2,\dots,n\}$ 表示,用户可以选择的策略集合为 $\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\} = \{\text{仅充电策略, 充放电策略, 避开峰时充电策略}\}^{[11-12]}$,选择仅充电、充放电以及避开峰时充电策略的电动汽车比例分别用 x, y, z 表示,满足 $0 \leq x, y, z \leq 1$ 且 $x+y+z=1$ 。 $a_n, b_n, c_n, d_n, e_n, f_n, g_n, h_n, i_n$ 表示EV1和EV2选择不同策略时各自的收益情况。基于此,构建了电动汽车群体内部的三策略博弈模型,电动汽车三策略博弈收益矩阵如表1所示。

可以确定用户充放电策略选择的演化博弈平衡点。

1.3 约束条件

在进行演化博弈前,需要明确以下约束条件。

1) 充放电能量守恒约束:

$$E_{in}(P_c, P_{dc}, SOC) = 0 \quad (12)$$

式中: E_{in} 为EV充放电功率守恒, P_c 为EV入网充电功率, P_{dc} 为EV入网放电功率。

2) EV充放电功率约束:

$$P_{\min} \leq P_0 \leq P_{\max} \quad (13)$$

式中: $P_{\max}$ 表示最大充电功率, $P_{\min}$ 表示最大放电功率。

3) 电池荷电状态约束:

$$SOC_{\min} \leq SOC_h \leq SOC_{\max} \quad (14)$$

EV在 $h+1$ 时刻的荷电状态为:

$$SOC_{h+1} = \begin{cases} SOC_h + \frac{\eta_c P_0 \Delta h}{C_N}, & P_0 > 0 \\ SOC_h, & P_0 = 0 \\ SOC_h + \frac{P_0 \Delta h}{\eta_{dc} C_N}, & P_0 < 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中: η_c 为EV的充电效率, η_{dc} 为EV的放电效率。

4) 电量需求约束:

$$SOC_{\text{need}} \leq SOC_{\text{out}} \leq 1 \quad (16)$$

在充放电调度完成时,必须确保EV的充电需求得到满足,即EV离开充电桩时的荷电状态应达到用户设定的期望值。其中, SOC_{out} 表示EV完成充电并离开充电桩时的实际荷电状态, SOC_{need} 表示用户对EV充电后所期望达到的最低荷电状态。

5) 调度时段约束:

$$P_0 = 0, \text{若 } h < t_{\text{in}} \text{ 或 } h > t_{\text{out}} \quad (17)$$

EV 仅在连接至充电桩的时段内进行充放电操作。在接入充电桩之前以及拔出充电桩之后,其充放电功率均被设定为 0,不纳入调度范围。其中, t_{in} 为 EV 连接充电桩的开始时间, t_{out} 为 EV 离开充电桩的结束时间。

6) 充放电唯一性约束:

$$\begin{cases} P_{\text{dc}}(h) = 0, & h \notin h_{\text{peak}} \\ P_{\text{c}}(h) \times P_{\text{dc}}(h) = 0 \end{cases} \quad (18)$$

EV 的充放电操作仅限于与电网相连的充电桩进行。放电调度仅在电网负荷高峰时段实施,且每台电动汽车在任何时刻均不能同时进行充电与放电操作, h_{peak} 表示电网划分的负荷峰时段。

2 多策略融合模型构建

2.1 多策略融合更新规则方法设计

在上述电动汽车群体互动情况分析中,已经建立三策略博弈模型,明确了电动汽车用户在不同策略下的收益情况以及策略选择的动态演变过程。然而,在不改变策略更新规则的情况下,用户只具备短期学习能力,容易受上一次收益和其他用户收益的影响^[13],导致策略比例波动大,这在实际应用中存在一定的局限性^[14]。本文引入一种多策略融合的更新规则方法,通过动态阈值机制,融合了 EWA 具有的长期学习能力和 Fermi 的短期响应优势,以更灵活地适应用户收益差异,提高策略调整的稳定性 and 适应性。

动态阈值机制的设计并非仅基于经验性调节,而是综合了演化博弈理论中的策略更新动态与行为经济学中关于决策阈值的相关研究。在演化博弈框架下,个体的策略更新往往依赖于自身与他人的收益差异,而收益差异的显著性判断则涉及决策阈值的设定。固定阈值虽简单直观,但难以适应收益分布的动态变化,可能导致策略更新过于僵化。为此,本文引入动态阈值机制,其核心思想在于使策略更新的触发条件能够随收益差异的分布特征自适应调整。

动态阈值的实现思路是:在同一轮充放电过程中,假设用户 i 在时间 t 的收益为 $\theta_i(t)$,与另一位用户 j 的收益差定义为 $\Delta\theta_{ij}(t) = \theta_i(t) - \theta_j(t)$ 。在此基础上设置一个固定阈值 θ ,而动态阈值 θ_d 基于收益差绝对值和固定阈值的比例关系得到,具体计算公式为:

$$\theta_d(t) = Q \left(1 + \frac{|\Delta\theta_{ij}(t)|}{\theta + |\Delta\theta_{ij}(t)|} \right) \theta \quad (19)$$

式中: Q 表示调节系数。

以上设计的理论依据在于当收益差异较大时,个体更倾向于采用基于长期学习经验的策略更新规则,以充分利用历史信息进行稳健决策;而当收益差异较小时,个体则更可能采用基于短期响应的规则,以快速适应环境变化。这种机制符合行为经济学中关于“注意力分配”和“决策努

力”的理论,即个体会根据决策情境的显著性来调整其认知资源的投入。比例系数 A 的引入,使得阈值能够根据收益差异的幅度进行动态缩放,从而在收益差异普遍较大或较小的不同场景下,均能保持策略更新的灵敏性与稳定性。

当收益差超出动态阈值时,便采用 EWA 策略更新规则;而当收益差小于或等于动态阈值时,则运用 Fermi 策略更新规则来进行策略调整。其表达式为:

$$s_i(t+1) = \begin{cases} \text{EWA 规则}, & |\Delta\theta_{ij}(t)| > \theta_d \\ \text{Fermi 规则}, & |\Delta\theta_{ij}(t)| \leq \theta_d \end{cases} \quad (20)$$

通过这种设置,可以更准确地反映用户在面对不同收益差异时的反应,从而使用户的策略选择更加合理和灵活。

2.2 EWA 规则与 Fermi 规则设计

在 EWA 策略更新规则中,用户 i 在第 t 轮选择策略 α_l 的概率由该策略的吸引力指数 V 决定, l 取 1,2,3。具体计算方法为:

$$V_i^{\alpha_l}(t) = \frac{\phi \cdot V_i^{\alpha_l}(t-1) \cdot W(t-1) + U_i^{\alpha_l}(t)}{W(t)} \quad (21)$$

式中: $U_i^{\alpha_l}$ 表示用户选择策略 α_l 时的期望收益,由式(6)~(8)得到, ϕ 表示前一轮吸引力指数的折现因子,其值越大,意味着上一轮的吸引力指数对当前的影响越显著。 $W(t)$ 是第 t 轮的经验权重^[15],对于 $W(t)$ 有:

$$W(t) = \lambda \cdot W(t-1) + 1 \quad (22)$$

式中: λ 表示前一轮经验权重的折现因子。

将吸引力指数 V 通过 Logit 概率响应函数进行计算,转化为用户在下一轮选择策略 α_l 的概率。

Fermi 策略更新规则的公式为:

$$P_i^{R_j \rightarrow R_i}(t+1) = \frac{1}{1 + e^{(R_j - R_i)/A}} \quad (23)$$

式中: p 表示用户 i 采取用户 j 策略的概率, R_j 和 R_i 分别表示用户 j 和用户 i 的收益, A 表示非理性决策强度。

3 算例分析

3.1 情景及参数设置

参考美国国家公路交通管理局(National Highway Traffic Safety Administration, NHTS)的调研数据,私家车的日行驶里程大致呈对数正态分布,而其行驶结束时间则接近正态分布。

基于此,假设车主在完成一天的驾驶后会立即开始充电,即起始充电时间也符合正态分布特征。鉴于当前电动私家车的使用模式和习惯与传统燃油汽车基本相似,因此在对电动汽车进行建模研究时,选用传统私家车的出行习惯和规律数据作为参考依据。

日行驶里程的概率密度函数表达式为:

$$f_D(x) = \frac{1}{x\delta_D \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu_D)^2}{2\delta_D^2}\right] \quad (24)$$

式中: $\mu_D=3.2,\delta_D=0.88$ 。

起始充电时间概率密度函数表达式为:

$$f_s(x)=\begin{cases}\frac{1}{\delta_s\sqrt{2\pi}}\exp[-\frac{(x-\mu_s)^2}{2\delta_s^2}],(\mu_s-12)<x\leqslant24\\[1ex]\frac{1}{\delta_s\sqrt{2\pi}}\exp[-\frac{(x+24-\mu_s)^2}{2\delta_s^2}],0<x\leqslant\mu_s-12\end{cases}$$

(25)

式中: $\mu_s=17.6,\delta_s=3.4$ 。

电动汽车起始充电时间的概率分布曲线如图 1 所示。

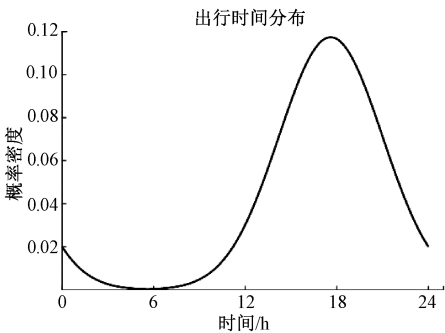


图 1 电动汽车起始充电时间概率密度曲线

Fig.1 Probability density curve of the initial charging time of electric vehicles

从图 1 可以看出,电动汽车每日开始充电的高峰期集中在 18~19 h,这一现象与私家车车主的日常出行模式以及下班后立即充电的习惯相一致。

以北京市昌平区西三旗地区电动汽车与电网为例,设电动汽车保有量为 5 万辆,电动汽车电池容量为 60 kW·h,电池更换成本为 10 000 元,设初始比例为 $x(t_0)=0.4$, $y(t_0)=0.3,z(t_0)=0.3$ 。当天分时电价采用北京市昌平区特来电西三旗充电站分时电价,在 00:00~07:00、23:00~00:00 为谷时段,该时段电价为 0.905 6 元/kW·h;在 07:00~10:00、13:00~17:00、22:00~23:00 为平时段,该时段电价为 1.151 5 元/kW·h;10:00~13:00、17:00~18:00、21:00~22:00 为峰时段,该时段电价为 1.397 4 元/kW·h;18:00~21:00 为尖峰时段,该时段电价为 1.526 8 元/kW·h。

为进一步说明该机制的有效性,进行了动态阈值机制关键参数协同作用敏感性分析,结果如表 2 所示。

分析表 2 可知,固定阈值 θ 与调节系数 Q 共同决定了动态阈值机制的运行效果。当 θ 与 Q 取值均过低时(场景 1),系统策略更新过于频繁,稳定性差,削峰填谷效果最弱;随着 θ 与 Q 取值的适度增加(场景 5),系统在长期学习与短期响应间达到平衡,避开峰时策略比例升至 70%,负荷峰谷差与方差显著降低至 1 580.77 kW 和 242 515.7 kW²,

表 2 动态阈值机制关键参数协同作用敏感性分析

场景	固定 阈值 θ	调节 系数 Q	仅充电 策略比例	充放电 策略比例	避开峰时 策略比例	负荷峰谷差/ kW	负荷方差/ kW ²	动态阈值特性
1	0.5	0.5	0.05	0.33	0.62	1 680.25	265 421.8	阈值偏低,对收益差不敏感
2	1.0	0.5	0.02	0.30	0.68	1 621.50	251 683.4	基准固定阈值,调节不足
3	1.5	0.5	0.01	0.28	0.71	1 575.89	240 112.5	阈值偏高,抑制短期响应
4	0.5	1.0	0.03	0.31	0.66	1 635.77	255 189.2	阈值基准调节,但基准偏低
5	1.0	1.0	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7	最优组合
6	1.5	1.0	0	0.27	0.73	1 548.63	235 891.4	阈值偏高,动态范围大
7	0.5	1.5	0.04	0.32	0.64	1 655.42	258 932.1	过度依赖收益差,噪声敏感
8	1.0	1.5	0.02	0.30	0.68	1 610.33	249 876.3	调节过度,策略波动
9	1.5	1.5	0	0.26	0.74	1 532.18	231 456.9	强阈值,强调节,高度稳定

性能最优;而当 θ 与 Q 取值均过高时(场景 9),系统虽获得高度稳定性与最优负荷指标,但可能牺牲了对微小环境变化的适应能力。结果表明,动态阈值通过 θ 与 Q 的协同调节,实现了策略更新规则的自适应切换,其最优设置($\theta=1.0,Q=1.0$)是在系统稳定性与环境适应性之间取得的最佳平衡点,验证了该机制设计的合理性与有效性。

为确保仿真结果的可信度,本文对关键参数进行了设置,其设定并非随意指定,而是基于文献调研与真实系统数据确定合理范围,并通过参数扫描方法进行系统性标定与选择:首先参考北京市分时电价水平及电动汽车充放电激励研究,将 ΔR_1 和 ΔR_2 的考察范围设定为 0.1~0.5

元/kWh,覆盖从温和到较强的激励强度,同时依据演化博弈中策略更新规则的常用取值,将 θ_d 的范围设定为 0.5~1.5, A 的范围设定为 0.5~1.5;参数标定的目标为同时优化负荷峰谷差最小化与策略演化稳定性最大化两个关键性能指标,在此基础上通过网格搜索计算不同参数组合下的性能结果,关键参数标定与选择过程如表 3 所示。

分析表 3 可知,关键参数的组合对仿真性能具有系统性影响。组合 1 因激励不足且阈值偏低导致系统波动大且峰谷差最高;随着激励与阈值参数逐步优化,组合 5 在负荷峰谷差与策略稳定性方面达到最佳平衡,其削峰填谷效果显著且策略分布合理;组合 6 与 7 虽在负荷指标上略

表 3 关键参数标定与选择过程

Table 3 Calibration and selection process of key parameters

组合 编号	$\Delta R_1 /$ 元/kWh	$\Delta R_2 /$ 元/kWh	θ	A	负荷峰谷差/ kW	策略稳定性评估(仿真末期)
1	0.2	0.1	0.8	0.1	1 715.42	未完全收敛,波动较大
2	0.3	0.1	1.0	0.2	1 652.18	基本稳定,但充放电策略比例偏高(0.35)
3	0.4	0.1	1.0	0.1	1 610.33	稳定,但避开峰时策略比例(0.68)有待提升
4	0.4	0.2	0.8	0.2	1 621.50	稳定
5	0.4	0.2	1.0	0.1	1 580.77	稳定,策略比例分布合理
6	0.4	0.2	1.2	0.2	1 548.63	稳定,但阈值偏高可能影响适应性
7	0.5	0.2	1.0	0.1	1 575.89	稳定,但激励成本(ΔR_1)较高
8	0.4	0.2	1.0	0.2	1 610.33	稳定,但调节系数 A 偏大引入轻微波动

有优势,但分别因阈值偏高可能影响适应性或激励成本较高而在综合性能上稍逊于组合 5;组合 8 因调节系数偏大引入额外波动。因此组合 5 被选为基准参数,其设定在激励强度、系统稳定性和经济性之间取得了最优权衡。

参数初始值设定如表 4 所示。

为了增强模型的可信度,对关键参数进行了敏感性分析,包括动态阈值 θ_d 、EWA 规则中的折现因子 φ 和 λ 、Fermi 规则中的非理性决策强度 A ,如表 5 所示。通过系统地调整这些参数,观察其对策略演化(即 3 种策略的最终比例)和削峰填谷效果(以负荷峰谷差和负荷方差衡量)的影响。所有实验均在相同初始条件下进行,仅改变目标参数,其余参数保持不变。

分析表 5 可知,各参数均对模型输出具有显著且规律性的影响。当动态阈值 θ_d 从 0.5 增加至 1.5 时,模型更倾

表 4 参数初始值设定

Table 4 Initial parameter value setting

参数	设定值
ω_1	0.4
ω_2	0.4
θ	1
ΔR_1	0.4
ΔR_2	0.2
β	0.3
φ	0.1
A	0.1
m	0.015 6
η_c	0.85
η_{dc}	0.85

表 5 参数敏感性分析结果

Table 5 Results of parameter sensitivity analysis

参数	参数变化 范围	仅充电 策略比例	充放电 策略比例	避开峰时 策略比例	负荷峰谷差/ kW	负荷方差/ kW ²
θ_d (动态阈值)	0.50	0.03	0.32	0.65	1 655.42	258 932.1
	1.00	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7
	1.50	0.00	0.27	0.73	1 548.63	235 891.4
φ (EWA 折现因子)	0.05	0.02	0.31	0.67	1 621.35	251 678.3
	0.10	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7
	0.20	0.00	0.26	0.74	1 532.18	231 456.9
λ (EWA 经验权重折现)	0.05	0.01	0.30	0.69	1 598.44	245 632.8
	0.10	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7
	0.20	0.00	0.28	0.72	1 555.91	238 774.2
A (Fermi 非理性强度)	0.05	0.00	0.28	0.72	1 558.12	239 102.5
	0.10	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7
	0.20	0.03	0.31	0.66	1 643.89	256 831.4

向于采用基于长期学习经验的 EWA 规则进行策略更新,这导致策略演化过程更为平稳,其结果表现为选择避开峰

时充电这一高效策略的用户比例从 65%稳步提升至 73%,相应地,电网的负荷峰谷差由 1 655.42 kW 改善至

1 548.63 kW, 负荷方差也由 258 932.1 kW² 降低至 235 891.4 kW², 充分说明适当提高动态阈值有助于增强系统的稳定性和削峰填谷性能。对于 EWA 折现因子 φ , 其取值增大(从 0.05~0.20)意味着决策者更看重历史经验信息, 这有效抑制了策略选择的短期波动, 促使避开峰时策略的比例从 67% 上升至 74%, 同时负荷峰谷差和负荷方差分别从 1 621.35 kW 和 251 678.3 kW² 显著下降至 1 532.18 kW 和 231 456.9 kW², 验证了强化长期学习能力对于优化电网负荷曲线的积极作用。相比之下, EWA 经验权重折现因子 λ 的影响相对温和, 其值从 0.05 增至 0.20 时, 避开峰时策略比例由 69% 微升至 72%, 负荷峰谷差和方差也呈现小幅改善, 表明适当提升历史经验权重有助于策略更快地收敛到更优状态。然而, Fermi 规则中的非理性决策强度 A 则表现出相反的效应, 当 A 从 0.05 增

大到 0.20 时, 用户决策中的随机性和模仿性增强, 导致策略稳定性下降, 避开峰时策略的比例从 72% 回落至 66%, 负荷峰谷差和负荷方差则分别从 1 558.12 kW 和 239 102.5 kW² 恶化至 1 643.89 kW 和 256 831.4 kW², 这揭示了过度的非理性决策会干扰有序充电目标的实现。综上所述, 敏感性分析不仅清晰地揭示了各参数对策略更新动态及最终调度效果的作用机制, 凸显了多策略融合模型中参数调优的重要性, 也强有力地证明了模型在设定的参数范围内具有良好的鲁棒性与可信度, 为后续模型在实际应用中的参数校准提供了关键依据。

为了分析模型对用户多样性的适应性, 扩展了原有模型, 考虑了用户在电池容量、充电需求类型和激励敏感度 3 个维度的差异。4 类典型用户群体仿真对比结果如表 6 所示。

表 6 4 类典型用户群体仿真对比结果

Table 6 Comparison results of simulation for four typical user groups

用户类型	描述	电池容量/ (kW·h)	充电需求类型	激励敏感度	仅充电策略比例	充放电策略比例	避开峰时策略比例	负荷峰谷差/ kW	负荷方差/ kW ²
基准案例	同质化用户	60	常规充电	中等	0.01	0.29	0.70	1 580.77	242 515.7
类型 A	电池容量小、通勤需(电量焦虑、对激励敏感)	40	紧急充电倾向	高	0.08	0.15	0.77	1 625.33	255 189.4
类型 B	电池容量大、家庭备(灵活度高、对激励不敏感)	100	常规充电	低	0.05	0.35	0.60	1 568.91	240 112.6
类型 C	高里程用户(日行驶里程长、充电需求高、对补贴敏感)	80	紧急充电倾向	高	0.10	0.25	0.65	1 642.57	261 335.2
类型 D	智能网联早期使用(技术接受度高、善于优化策略、对激励响应快)	60	常规充电	高	0.00	0.22	0.78	1 520.45	228 746.8
混合群体	包含以上所有类型用户(A:20%, B:30%, C:20%, D:30%)	混合	混合	混合	0.04	0.27	0.69	1 598.24	249 876.3

考虑用户多样性后, 模型仿真结果与同质化基准案例出现显著差异。类型 A 用户因电池容量小且充电需求紧迫, 其充放电策略比例仅为 15%, 而避开峰时策略比例高达 77%, 但由于部分充电行为仍集中于高峰时段, 其负荷峰谷差和负荷方差均差于基准案例。类型 B 用户电池容量大且对激励不敏感, 充放电策略比例达到 35%, 显著高于其他类型, 有效支撑了高峰时段电网, 其负荷峰谷差和负荷方差均优于基准。类型 C 用户因充电需求高且对补贴敏感, 仅充电策略比例达到 10%, 为各类型中最高, 导致其削峰填谷效果最差。类型 D 用户作为智能网联早期使用者, 决策行为最优, 完全放弃了仅充电策略, 避开峰时策略比例达到 78%, 实现了最佳的负荷平滑效果。混合用户

群体的仿真结果表明, 其负荷峰谷差和负荷方差均差于同质化基准案例, 这证明在面对真实世界的多样化用户时, 统一的调度策略效果会降低。因此, 必须根据用户类型设计差异化激励政策, 例如对类型 A 和 C 用户强化谷时充电引导, 对类型 B 用户挖掘其放电潜力, 才能在实际应用中出现更优的削峰填谷效果。

本文在核心模型中采用了用户同质化、线性电池损耗及固定分时电价响应等假设以聚焦于策略互动机制的研究, 这些简化处理会对结论的精确性产生可预估的偏差。为评估其影响, 进行了系统性分析。用户同质化假设忽略了现实用户群体的差异性, 仿真表明相较于同质化基准案例, 考虑用户多样性后的混合群体其削峰填谷效果出现轻

微衰减,负荷峰谷差从1 580.77 kW增至1 598.24 kW,证实该假设会略微高估模型的控制效果,但核心结论依然稳健。采用的线性电池损耗模型通过循环次数与更换成本挂钩反映了主要经济激励,但未涵盖温度、放电深度等复杂老化因素,这导致对电池损耗较敏感用户群体的V2G参与度预估偏高,从而在长期运行中轻微高估充放电策略的稳定性。基于固定分时电价的一响应机制未能反映实时电价的动态波动,这限制了模型在电网突发状况下的响应灵活性,可能导致在极端价格波动场景中对策略调整速度的预估存在偏差。然而,在设定的典型日场景下,该机制已能有效引导负荷转移,且多策略融合更新规则本身具备一定的适应性。综上所述,这些简化假设会使模型在定量结论上趋于乐观,尤其在面对高度异质性用户群体、复杂电池老化条件或剧烈市场价格波动时,其泛化能力将受到考验,但并未颠覆关于多策略融合机制能有效引导有序充电、改善电网负荷这一核心定性结论,为模型在实际应用中需进一步嵌入用户画像、精细化电池模型及动态电价机制指明了方向。

3.2 三策略演化分析

在给定初始条件下,三策略演化趋势如图2所示。

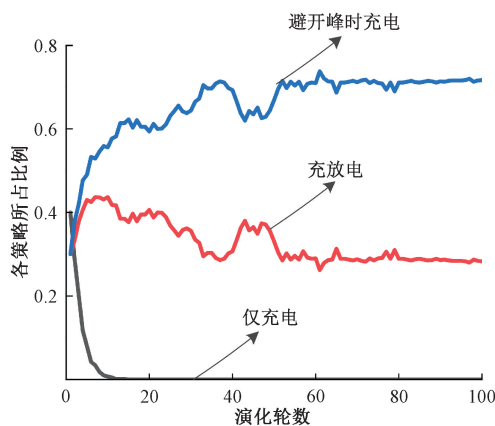


图2 三策略演化趋势

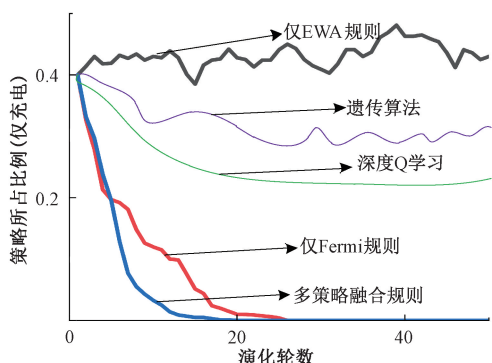
Fig. 2 Three strategy evolution trends

在电价确定的情况下,用户会根据自身需求选择并调整策略,在一定时间以后,选择不同策略的用户比例会趋于一个较为稳定的区间。当根据电价多少进行决策的时候,选择仅充电策略的用户无法得到补贴,比例会逐渐趋于0;选择充放电策略的用户由于补贴较高,短时间内会占据较高比例,但后续会因为更换电池成本较高,最后用户比例稳定在0.28~0.29;由于避开峰时充电既可以享受充电补贴又不用承担更换电池成本,因此选择避开峰时充电策略的用户比例会逐渐占据上风,但当多数用户都选择避开峰时充电策略时会产生新的用电高峰,充电补贴会相应降低,因此用户比例会产生波动,这符合通过差异化电价调整用户参与度的实际情况。

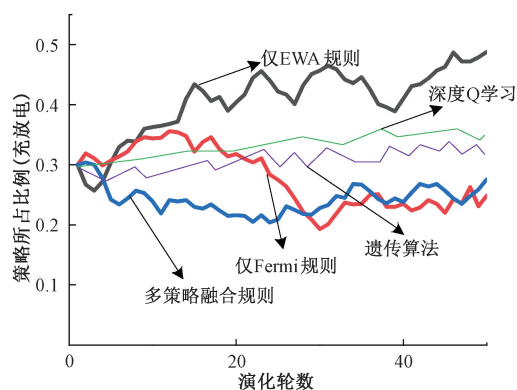
3.3 策略更新规则对比分析

在策略更新规则对比分析中,为公平比较,用于对比的遗传算法与深度Q网络均经过精心设计与参数调优。遗传算法采用二进制编码表示策略选择,种群规模设置为100,交叉概率为0.8,变异概率为0.05,选择机制为轮盘赌选择,进化代数200代,以确保策略空间得到充分搜索并收敛。深度Q网络则采用包含128个神经元的全连接隐藏层,经验回放缓冲区大小为10 000,学习率设置为0.001,折扣因子为0.95,探索率 ϵ 在训练过程中从1.0线性衰减至0.1,共进行50 000步训练以确保智能体充分学习环境动态;网络权重每100步更新一次,目标网络每500步同步一次以提升训练稳定性。两种对比算法的参数均通过网格搜索在其典型取值范围内进行调优,以确保其性能代表各自方法的较优水平,从而保证与多策略融合方进行对比的公平性与有效性。在其他设定条件不变的条件下,选择仅充电、充放电和避开峰时充电策略的仿真结果分别如图3(a)~(c)所示。

分析图3可知,在仅充电场景中,仅Fermi规则在演化轮数初期策略纳什比快速下降,从约0.5降至接近0;遗传算法和仅EWA规则初期下降后维持在0.2~0.4波动;深度Q学习则呈持续下降趋势,最终接近0.2;多策略融合规则整体表现稳定,在0.3~0.5波动。在充放电场景中,仅EWA规则策略纳什比在0.3~0.5波动,整体表现最优;



(a) 仅充电
(a) Only charge



(b) 充放电
(b) Charging and discharging

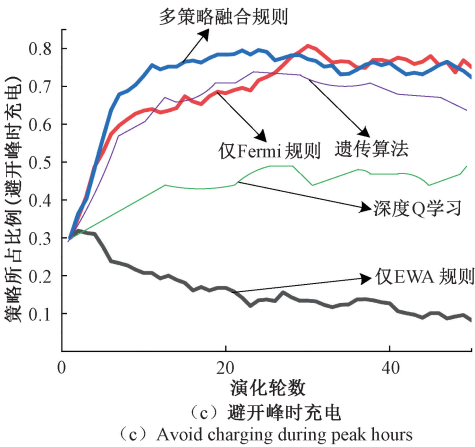


图 3 不同策略更新规则下的演化对比

Fig. 3 Evolution comparison under different strategy update rules

遗传算法和深度 Q 学习维持在 0.2~0.4;仅 Fermi 规则和多策略融合规则在 0.1~0.3 波动,其中仅 Fermi 规则波动相对明显。在避开峰值充电场景中,多策略融合规则和仅 Fermi 规则策略纳什比快速上升,在约 10 轮时达到 0.6 以上并维持高位;仅 EWA 规则初期上升后有所下降,维持在 0.4~0.6;遗传算法和深度 Q 学习上升后趋于平稳,分别维持在 0.5 和 0.4 左右。综上,不同充电场景下各类策略更新规则的性能差异显著,多策略融合规则和仅 Fermi 规则在部分场景表现出快速收敛的特性,仅 EWA 规则在充电场景中稳定性较好,而遗传算法和深度 Q 学习的表现则因场景不同有所变化。

3.4 削峰填谷效果对比分析

为体现多策略融合的三策略演化博弈模型在削峰填谷方面的有效性,在无序充电、分时电价引导下的 EV 有序充电调度与多策略融合的三策略演化博弈 3 种场景下进行仿真对比。3 种场景均采用上述所提的电网分时电价,采用负荷峰谷差和负荷方差作为衡量削峰填谷效果的指标,不同模型下的负荷曲线如图 4 所示。

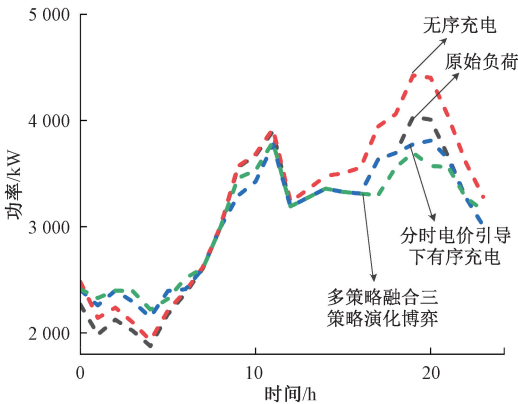


图 4 不同模型下的负荷曲线

Fig. 4 Load curves under different models

在典型日选取 8 个关键时段,对比无序充电、分时电价引导及多策略融合博弈 3 种场景下的负荷值,结果如表 7 所示。

表 7 不同场景下的负荷值

时段	基础 负荷/kW	无序充电 场景/kW	分时电价 引导/kW	多策略融合 博弈/kW
02:00	15 210	15 580	16 885	17 392
08:00	17 850	18 935	18 112	17 956
10:00	19 460	21 243	19 885	19 231
12:00	18 550	20 128	19 234	18 765
15:00	17 980	19 556	18 673	18 124
18:00	20 150	23 785	21 346	20 483
21:00	19 870	22 634	20 892	19 956
23:00	16 420	17 025	17 893	18 267

分析表 7 可知,在谷时段 02:00,多策略融合博弈场景负荷达到 17 392 kW,显著高于无序充电的 15 580 kW 和分时电价引导的 16 885 kW,证明模型有效将充电负荷转移至低谷。在平时段 08:00~15:00,多策略融合场景负荷稳定在 17 956~18 765 kW 之间,较无序充电降低约 5%~7%,且比单纯分时电价引导进一步降低 2%~3%,显示模型在平段的持续优化能力。在峰时段 18:00~21:00,多策略融合场景负荷分别为 20 483 kW 和 19 956 kW,较无序充电降低 14.2%和 11.8%,较分时电价引导也降低 4.0%和 4.5%,这得益于充放电策略用户在高峰时段向电网放电。在晚谷时段 23:00,多策略融合场景负荷为 18 267 kW,仍保持较高水平,说明部分用户延续了谷时充电习惯。总体而言,分时段负荷数据证实多策略融合博弈模型不仅实现了负荷从高峰向低谷的转移,还在各时段保持了更平滑的负荷曲线,这与峰谷差和方差的改善结果相互印证,完整展示了模型的削峰填谷效果。

不同场景下的负荷峰谷差与负荷方差如表 8 所示。

表 8 不同场景下的负荷峰谷差与负荷方差

Table 8 The peak-valley difference and load variance in different scenarios

场景	负荷峰 谷差/kW	负荷 方差/kW ²
原始负荷	2 158.30	517 384.3
无序充电	2 498.11	642 356.3
分时电价引导下的有序充电	1 867.03	350 732.5
多策略融合下的三策略演化博弈	1 580.77	242 515.7

根据仿真结果,在无序充电场景中,电动汽车充电加剧了负荷高峰值,导致负荷峰谷差和标准差较原始负荷进一步增大;在分时电价引导的有序充电场景下,虽然负能够通过引导部分电动汽车在谷时充电,但由于电动汽车仅

参与充电,不参与放电调度,导则调峰效果不理想;而在多策略融合的三策略演化博弈场景中,充分考虑了电动汽车用户的有限理性。在演化过程中,用户能够根据自身收益和环境变化不断调整策略。经过一定轮数的演化后,多数用户会选择避开用电高峰进行充电,从而有效提升用电低谷时段的负荷。同时,选择充放电策略的用户能够在用电高峰时段缓解负荷压力。因此,该场景下的负荷峰谷差和负荷方差较分时电价引导的有序充电场景更小。

由上述分析可知,多策略融合下的三策略演化博弈模型具有更好的削峰填谷效果。

4 结 论

本研究提出了一种基于多策略融合的电动汽车群体内部演化博弈模型,旨在引导电动汽车用户参与有序充电,以缓解其对电网稳定性的冲击。通过构建包含仅充电、充放电与避开峰时充电的三策略博弈框架,并引入结合经验加权吸引规则与费米规则的动态阈值更新机制,有效模拟了用户在有限理性下的策略交互与演化过程。仿真分析及案例研究得出以下结论:

所提出的多策略融合更新机制,通过动态阈值实现了长期学习与短期响应的自适应平衡,显著提升了策略调整过程的稳定性与收敛性,相较于单一策略更新规则具有更优的环境适应性。

构建的三策略演化博弈模型能够较好地反映电动汽车用户在 V2G 环境下的决策行为。在设定的北京市昌平区西三旗地区场景中,基于本地电价政策和用户群体特征,仿真结果表明该模型可有效引导用户行为,使多数用户趋向于选择避开峰时充电策略,从而改善负荷分布。

与无序充电及单纯分时电价引导模式相比,多策略融合博弈模型在所述特定场景下表现出更优的削峰填谷能力,仿真中实现负荷峰谷差降低约 36.7%。该结果为特定场景下的有序充电策略提供了参考,其具体数值效果在实际推广中需结合当地负荷特性、用户结构与电价机制进行重新评估与参数校准。

基于以上研究结论,本研究提出以下具有可操作性的政策建议:在激励形式方面,建议建立“分时电价+动态补贴”的复合激励机制。具体包括:对谷时充电实施 0.9 元/kWh 的优惠电价,对参与 V2G 放电的用户给予 0.4 元/kWh 的放电补贴,同时在使用高峰时段对刚性充电行为收取 0.2 元/kWh 的附加费。这种差异化定价策略可以有效引导用户调整充电行为。在实施主体方面,建议构建“电网公司-充电运营商-政府部门”三方协同的实施机制。电网公司负责负荷调控和资金管理,充电运营商通过平台执行具体激励策略,政府部门负责监管评估和标准制定,形成分工明确、协同高效的实施体系。在成本分摊方面,建议采用“输配电价疏导+市场收益反哺”的双轨制方案。将部分激励成本通过输配电价准许收入进行回收,同

时将因负荷优化节约的电网投资成本和购电成本用于补贴激励支出,确保政策的可持续性和公平性。

未来研究可进一步细化用户行为模型,引入对新技术的接受程度、对电池寿命的担忧等更多影响因素,以更准确地模拟用户决策过程;同时,可拓展到多主体协同优化,考虑电网运营商、充电站运营商和电动汽车用户之间的互动关系,构建更复杂的多主体博弈模型,以实现更高效的能源管理和资源配置。

参考文献

- [1] 刘可真,赵贞焰,何界东,等.考虑用户意愿下电动汽车动态参与调频服务的两阶段优化调度[J].电网技术,2025,49(5):1859-1868.
LIU K ZH, ZHAO ZH Y, HE J D, et al. Two-stage optimal scheduling of dynamic participation of electric vehicles in frequency regulation services considering the will of users[J]. Power Grid Technology, 2025, 49(5):1859-1868.
- [2] 鲁宇,马永翔,马卓成,等.基于主从博弈的含电动汽车虚拟电厂区间优化调度[J].电工技术,2024(21):20-26.
LU Y, MA Y X, MA ZH CH, et al. Including electric vehicles based on master-slave game virtual power plant interval optimization scheduling [J]. Electric Technology, 2024(21): 20-26.
- [3] 周建国,吴昭波.双碳目标下基于 Stackelberg 和合作博弈的虚拟电厂双层优化调度[J].动力工程学报,2024,44(10):1611-1619.
ZHOU J G, WU ZH B. Double-layer optimal scheduling of virtual power plants based on stackelberg and cooperative game under the dual carbon goals[J]. Journal of Power Engineering, 2024, 44(10): 1611-1619.
- [4] 程宏波,何洪,李云泉,等.电动汽车群体互动策略的随机演化博弈分析[J].华东交通大学学报,2024,41(3):74-81.
CHENG H B, HE H, LI Y X, et al. Electric car group interactive strategy of stochastic evolutionary game analysis [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(3): 74-81.
- [5] YANG W, BRENNER L, GIUA A. Influence maximization by link activation in social networks[C]. 2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation(ETFA),2018: 1248-1251.
- [6] DANKU Z, WANG ZH, SZOLNOKI A. Imitate or innovate: Competition of strategy updating attitudes in spatial social dilemma games [J]. Europhysics Letters,2018,121(1):18002.
- [7] SZOLNOKI A, PERC M. Conformity enhances network

reciprocity in evolutionary social dilemmas[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2015, 12(103): 20141299.

[8] 刘超,周明珠,陈孝莺,等. 适用 400 V 或 800 V 电池的电动汽车无线充电系统的可重构拓扑[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 242-249.

LIU CH, ZHOU M ZH, CHEN X Y, et al. Reconfigurable topology for electric vehicle wireless charging systems tolerating 400 V or 800 V battery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 242-249.

[9] 刘自发,张子腾. 考虑多主体博弈的配电网网荷储协同规划[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5046-5058.

LIU Z F, ZHANG Z T. Cooperative planning of source-grid-load-storage in distribution networks considering multi-agent games [J]. Power Grid Technology, 2023, 47(12): 5046-5058.

[10] 詹光杰. 三策略博弈模型及其演化分析[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2022.

ZHAN G J. Three-strategy game model and its evolution analysis[D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology, 2022.

[11] 冯芬玲,张泽,蔡明旭. 考虑补贴退出的中欧班列多主体策略演化博弈[J]. 铁道学报, 2023, 45(12): 47-57.

FENG F L, ZHANG Z, CAI M X. Evolutionary game of multi-subject strategies for china railway express considering subsidy withdrawal[J]. Journal of the China Railway Society, 2023, 45(12): 47-57.

[12] 吴嘉庆,田雪梅,张成堂. 前景理论视角下二手平台三群体策略演化博弈[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2024, 44(4): 264-272.

WU J Q, TIAN X M, ZHANG CH T. Evolutionary game of three-group strategies on secondhand platforms from the perspective of prospect theory[J]. Journal of Liaoning University of Technology(Natural Science Edition), 2024, 44(4): 264-272.

[13] YU Y, LI G L, LI ZH Q. A game theoretical pricing mechanism for multi-microgrid energy trading considering electric vehicles uncertainty [J]. IEEE Access, 2020, 8: 156519-156529.

[14] 余滔,董军. 复杂网络多策略演化博弈模型构建及仿真分析[J]. 计算机仿真, 2025, 42(4): 129-133, 212.

YU T, DONG J. Construction and simulation analysis of multi-strategy evolutionary game model for complex networks[J]. Computer Simulation, 2025, 42(4): 129-133, 212.

[15] 陈庆斌,杨耿煌,耿丽清,等. 基于合作博弈策略和 DBO-BiLSTM-Attention 的电动汽车充电桩故障预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 163-171.

CHEN Q B, YANG G H, GENG L Q, et al. Fault prediction of electric vehicle charging stations based on cooperative game strategy and DBO-BiLSTM-Attention[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 163-171.

作者简介

张弘毅(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为能源互联网信息通信技术。
E-mail: 1987911447@qq.com

许刚, 博士, 教授, 主要研究方向为研究方向综合能源系统与智能配用电。
E-mail: xugang@ncepu.edu.cn