

基于削峰填谷和用户收益的电动汽车充放电电价优化模型

邹 畅¹, 李军祥^{1,2*}, 黄宣哲¹

¹上海理工大学管理学院, 上海

²上海理工大学智慧应急管理学院, 上海

收稿日期: 2025年2月17日; 录用日期: 2025年4月2日; 发布日期: 2025年4月10日

摘 要

为解决电动汽车在无引导机制下入网导致的负荷随机性变化问题, 凸显电动汽车与电网互动技术 (vehicle-to-grid, V2G) 的实际价值, 以削峰填谷和用户收益为目的, 建立了电动汽车充放电电价优化模型。充放电电价作为首要因素, 是引导用户参与V2G的关键。由于缺乏价格引导机制, 用户难以规律性地参与V2G, 随机性较强, 严重威胁系统安全和电网的稳定运行。所以, 合理的充放电电价策略不仅有利于系统负荷削峰填谷, 减少充电系统电网压力, 同时降低用户经济成本, 使得用户侧和电网侧达到双赢的结果。首先, 通过分析电动汽车参数差异以及用户出行习惯, 使用蒙特卡洛法建立电动汽车充放电功率模型, 提出电动汽车在无序模式下规模化接入电网不利于系统运行; 接着, 引入价格弹性因子, 计算出实施峰谷电价前后的充放电电量。仿真结果表明, 所设计的电动汽车峰谷分时充放电电价优化策略不仅显著降低了系统负荷的峰谷差率, 实现削峰填谷, 同时通过合理分配用户充放电行为的收益与成本, 有效保障了用户侧的经济效益。

关键词

削峰填谷, 充放电电价, 蒙特卡洛模拟, 价格弹性

Optimization Model for Electric Vehicle Charging and Discharging Electricity Prices Based on Load Leveling and User Benefits

Chang Zou¹, Junxiang Li^{1,2*}, Xuanzhe Huang¹

¹Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²School of Intelligent Emergency Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Feb. 17th, 2025; accepted: Apr. 2nd, 2025; published: Apr. 10th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 邹畅, 李军祥, 黄宣哲. 基于削峰填谷和用户收益的电动汽车充放电电价优化模型[J]. 运筹与模糊学, 2025, 15(2): 480-493. DOI: 10.12677/orf.2025.152099

Abstract

To address the issue of random load fluctuations caused by electric vehicles (EVs) connecting to the grid without a guiding mechanism, and to highlight the practical value of vehicle-to-grid (V2G) interaction technology, an optimized electricity pricing model for EV charging and discharging was established with the goals of load leveling and maximizing user benefits. The charging and discharging electricity price is the primary factor guiding user participation in V2G. Due to the lack of a price guidance mechanism, user participation in V2G tends to be irregular and highly random, posing significant threats to system security and grid stability. Therefore, a reasonable electricity pricing strategy for charging and discharging not only facilitates load leveling, reducing grid pressure, but also lowers the economic costs for users, achieving a win-win outcome for both the user side and the grid side. Firstly, by analyzing the differences in EV parameters and user travel habits, a charging and discharging power model for EVs is established using the Monte Carlo method. It is proposed that the large-scale integration of EVs into the grid in an uncoordinated manner is detrimental to system operation. Subsequently, a price elasticity factor is introduced to calculate the charging and discharging of electricity before and after the implementation of time-of-use (TOU) pricing. Simulation results demonstrate that the proposed TOU pricing optimization strategy for EV charging and discharging significantly reduces the peak-to-valley load difference, achieving effective load leveling. Additionally, by reasonably allocating the benefits and costs of user charging and discharging behaviors, the strategy effectively ensures economic benefits for the user side.

Keywords

Load Leveling, Charging and Discharging Electricity Prices, Monte Carlo Simulation, Price Elasticity

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全球能源结构的转型和环境保护意识的增强,电动汽车(Electric Vehicles, EVs)作为清洁能源交通工具的代表,近年来得到了快速发展。电动汽车的普及不仅有助于减少传统燃油汽车对环境的污染,还能通过车辆与电网互动技术(Vehicle-to-Grid, V2G)为电网提供灵活的电能调节服务。V2G 技术允许电动汽车在电网负荷低谷时充电,在负荷高峰时向电网放电,从而实现电网负荷的削峰填谷,优化电力资源的配置。然而,随着电动汽车数量的不断增加,其无序接入电网的行为也带来了新的挑战,尤其是对电网负荷的随机性波动和系统稳定性的影响。

电动汽车的无序充电行为通常与用户的出行习惯密切相关。用户在高峰时段集中充电,导致电网负荷进一步增加,形成“峰上加峰”的现象,加剧了电网的峰谷差。这种负荷的随机性波动不仅增加了电网的运行成本,还可能导致电网设备的过度投资,甚至威胁电网的安全稳定运行。因此,如何通过合理的电价策略引导电动汽车用户有序充放电,成为当前电力系统优化管理的重要课题。

电价作为引导用户行为的关键因素,直接影响电动汽车用户的充放电决策。合理的电价策略不仅能够有效调节电网负荷,还能为用户带来经济收益,从而实现用户侧和电网侧的双赢。然而,目前大多数电网系统中缺乏有效的价格引导机制,导致用户难以规律性地参与 V2G,充放电行为具有较强的随机性。这种随机性不仅增加了电网负荷的不确定性,还使得电网运营商难以准确预测和规划电力资源,进一步

加剧了电网的运行压力。

为了解决这一问题,国内外学者对电动汽车的充放电行为及其对电网的影响进行了广泛研究。现有研究主要集中在电动汽车充电负荷的预测、V2G 技术的经济性分析以及电价策略的优化等方面。文献[1]中提出了基于峰谷分时电价的电动汽车充放电优化模型,通过电价引导用户在不同时段进行充放电,从而实现电网负荷的削峰填谷;文献[2]则研究了电动汽车与光伏发电的协同调度策略,通过优化充放电行为提高电网的稳定性和经济性;文献[3]基于用户行为模型,提出了 V2G 模式下的有序充放电控制策略。文献[4]提出了一种多目标的决策方法确定最佳电动汽车调度方案,通过建立距离度量,量化集合内的所有方案与理想方案的偏差,选择最接近理想解的可行解集。文献[5]-[8]通过电动汽车充电功率模型,对充电过程进行了详细分析;文献[9]采用对偶优化方法和基于 KKT 系统的优化方法等,可以同时求得供用电策略和影子价格;文献[10][11]提出了大规模的电动汽车集中协调充电的削峰填谷策略。对于用户异质性和充电桩限制。文献[12]提出了基于用户分类的充电行为模型,但未与电价策略结合;文献[13]发现充电桩布局显著影响用户选择,但未考虑动态电价;文献[14]指出,低收入用户对电价的敏感性是弹性差异的主要来源,与本文中灵活用户的高弹性特性一致;文献[15]通过实证分析表明,充电桩布局的合理性直接影响用户等待时间。本文首次将用户分群、充电桩容量约束与电价弹性联动,填补了现有研究的空白。

2. 无序模式下电动汽车的充放电功率模型

电动汽车充电功率模型是用来描述和预测充电过程中电动汽车的功率需求和行为的数学模型。该模型通常考虑电动汽车的电池容量、充电效率、充电速率以及用户的充电习惯等因素,大量电动汽车的充电行为、行驶里程和充电时刻可用概率模型近似模拟,通过蒙特卡洛抽样生成每辆电动汽车的出行时刻、初始 SOC。在构建充电功率模型时,需要对电动汽车的充电过程进行详细分析,包括充电起始时间、持续时间以及结束时间等。

2.1. 电池充电特性

在车网互动(V2G)场景下,电动汽车的无序充放电行为对电网调度系统造成巨大压力。为应对这一问题,亟需建立精准的电动汽车 V2G 充放电负荷预测模型,并设计科学的有序充放电调控策略。通过优化充放电功率分配和调节负荷峰谷差,可实现电网供电与电动汽车负荷之间的动态平衡与协同优化,从而提升电网调度效率,保障电力系统稳定运行。目前,电动汽车大多使用锂电池,锂电池的充电过程是恒压-恒流两阶段充电过程。为了简化分析,本文用恒定功率来代替整个充电过程的充电功率。

2.2. 电动汽车参数差异

电动汽车在实际运行中需考虑电池容量和充电功率的差异性,电动汽车按容量可分为三组:

- (1) 低容量 + 慢充组: 电池容量为 20 kWh, 充电功率 7 kW, 占比 30%;
- (2) 中容量 + 快充组: 电池容量 50 kWh, 充电功率 50 kW, 占比 50%;
- (3) 高容量 + 快充组: 电池容量 100 kWh, 充电功率 50 kW, 占比 20%。

分组概率密度分布定义如下:

$$P_{\text{type}} = \begin{cases} 0.3 & \text{低容量+慢充} \\ 0.5 & \text{中容量+快充} \\ 0.2 & \text{高容量+快充} \end{cases} \quad (1)$$

通过蒙特卡洛抽样生成各组的充电行为数据,模拟不同组别电动汽车的充电功率需求。其中,容量组越高电池容量越大,充电时长也越多,会进一步影响电网负荷分布。通过模拟不同组别的充电行为,

可以更准确地评估电动汽车规模化接入对电网的影响，为制定差异化的电价策略提供依据。

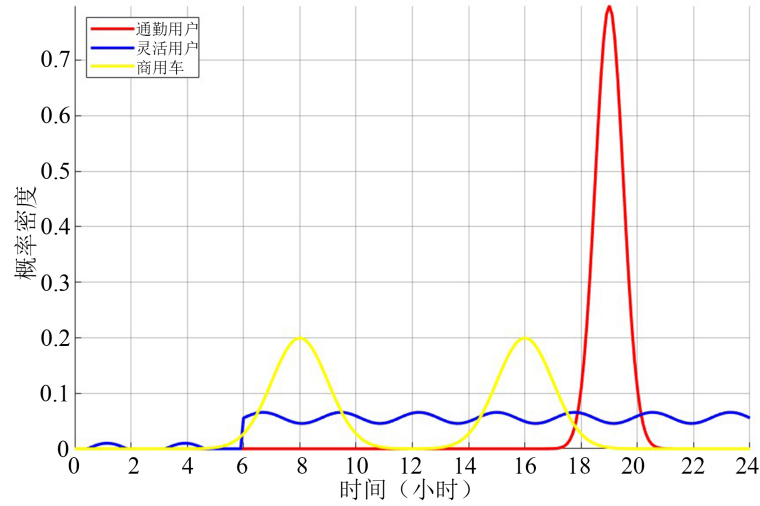


Figure 1. Distribution of charging start times for different user types

图 1. 不同用户类型的充电开始时刻分布

2.3. 用户分类

用户充电行为受其用车模式影响显著，具体可分为以下三类：

(1) 通勤用户：充电时间固定于晚高峰 18:00~20:00，需求刚性，充电起始时刻服从均值 19:00、标准差 0.5 小时的正态分布。

(2) 灵活用户：充电时间随机分布于 6:00~24:00，对电价敏感，其充电起始时刻呈现均匀分布。

(3) 商用车：日行驶里程长，充电频率高，充电时间呈现双峰分布于上午 8:00 和下午 16:00。

图 1 通过概率密度曲线刻画了三类用户的充电时间偏好。通勤用户的集中充电加剧了晚高峰负荷压力，而灵活用户和商用车的分散充电行为则为负荷调节提供了空间。

2.4. 充电桩容量约束

为模拟充电基础设施的限制，设 $P_{\text{charge},i}(t)$ 表示第 i 辆电动汽车在时刻 t 的充电功率， P_{max} 为配电网允许的最大充电功率。充电桩容量约束可表示为：

$$\sum_{i=1}^N P_{\text{charge},i}(t) \leq P_{\text{max}}, \forall t \in T \quad (2)$$

其中， N 表示接入电网的电动汽车总数。 T 为时间集合， $P_{\text{max}} = 10 \text{ MW}$ 为配电网最大允许功率。当总充电需求超过 P_{max} 时，系统触发拥堵管理策略：

1. 延迟充电：用户自动推迟充电至下一可用时段，优先保障高优先级(如商用车)需求。
2. 电价引导：通过动态调整低谷时段电价，激励用户将充电行为转移至负荷低谷(如 23:00~6:00)。

在无引导策略下，高峰时段充电桩拥堵率可达 30%，用户平均等待时间超过 2 小时；而引入电价引导后，谷时段充电量提升 80%，高峰拥堵率降至 5%。该策略在缓解电网压力的同时，通过优化用户充电成本实现了双赢。

2.5. 充放电功率模型

假设电动汽车起始充电时刻为上一次出行结束后进行充电，则其充电开始时刻概率密度函数满足正

态分布:

$$f_{EV}(t_0) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_0 - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], & (\mu - 12) < t_0 \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_0 + 24 - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], & 0 < t_0 < (\mu - 12) \end{cases} \quad (3)$$

若电动汽车最后一次出行结束后进行充电, 取期望值 $\mu = 17.6$, 标准差 $\sigma = 3.4$; t_0 为起始充电时刻, 电动汽车充电时间的概率密度函数如图 2 所示。

假设电动汽车电池容量为 Q_n , 最大放电深度为 D_n , 充电功率为 P_c , 其充电时长:

$$t_{ch} = \frac{Q_n D_n}{P_c} \quad (4)$$

电动汽车放电功率模型用于描述电动汽车通过 V2G 技术向电网反馈电能时的功率输出特性。该模型关键在于电动汽车放电过程中的参数, 包括电池的消耗电量、期望值、标准差以及日行驶里程等。以下为电动汽车日行驶里程函数分布:

$$f_D(s_i) = \frac{1}{s_i \sigma_D \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln s_i - \mu_D)^2}{2\sigma_D^2}\right] \quad (5)$$

其中, 取期望值 $\mu_D = 3.2$, 标准差 $\sigma = 0.88$; s_i 为日行驶里程, 电动汽车日行驶里程概率密度曲线如图 3 所示。电动汽车行驶消耗的电量(km/(kW·h)):

$$Q_d = \frac{s}{E} \quad (6)$$

其中, s 为电动汽车的行驶里程, E 为电动汽车的能效, 则电动汽车的放电时长为:

$$t_d = \frac{Q_n D_n - Q_d}{P_d} \quad (7)$$

其中, P_d 为电动汽车放电功率。

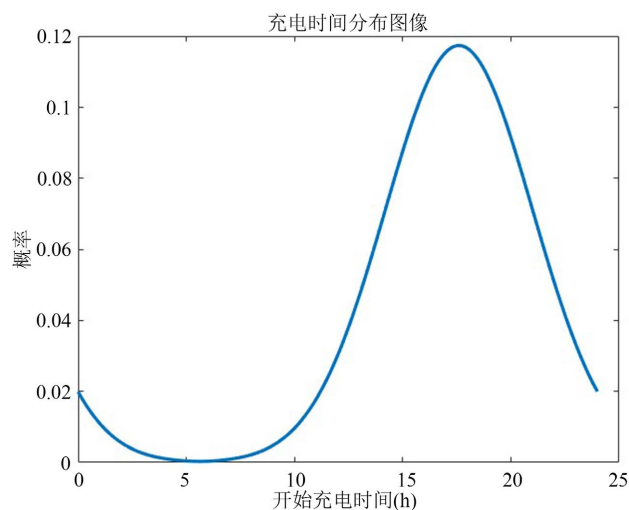


Figure 2. Probability density curve of electric vehicle charging start time
图 2. 电动汽车充电开始时刻概率密度曲线

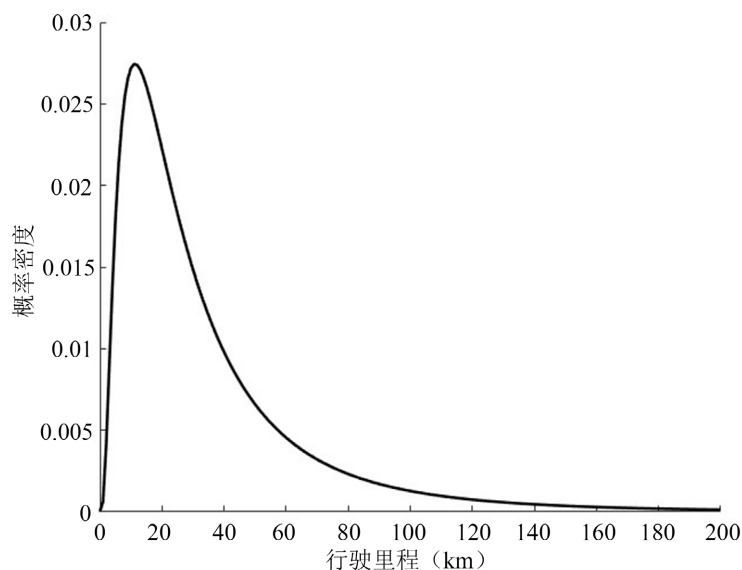


Figure 3. Probability density curve of daily driving distance for electric vehicles

图 3. 电动汽车日行驶里程概率密度曲线

给定电动汽车电池容量 $Q_n = 50 \text{ kW} \cdot \text{h}$ ，放电深度 $D_n = 0.7$ ，电动汽车能效 $E = 5 \text{ km/kW} \cdot \text{h}$ ，充放电功率 $P_c = P_d = 5 \text{ kW/h}$ ， $t_d \in [0, 24]$ 。结合式(3)~(7)，用蒙特卡洛法模拟无序模式下的电动汽车充放电功率曲线进行模拟，取各时刻的样本数量为 6000，如图 4 所示。

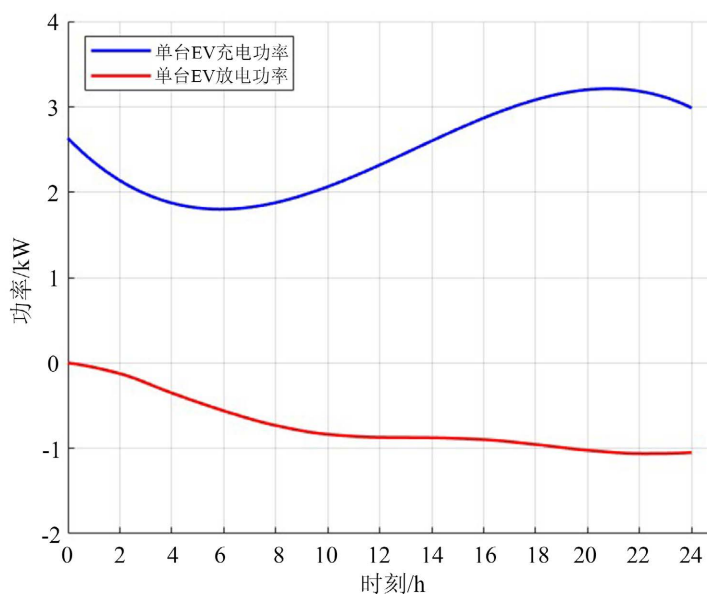


Figure 4. Charging and discharging power curve of electric vehicles in unordered mode

图 4. 无序模式下电动汽车充放电功率曲线

电动汽车大规模无序接入电网，对电网而言，会导致电网的峰值相较于原负荷系统进一步升高，而谷值则进一步降低，同时接入电网的电动汽车数量越多，峰谷差值越大，严重威胁电网的安全和稳定运行。对于用户而言，无序充电可能导致充电成本的增加。在高峰时段充电，用户可能面临更高的电价，从而增加电动汽车的使用成本。此外，如果电网负荷管理不善，用户可能还会遇到充电设施不可用或充

电速度受限的问题。通过制定峰谷分时充放电电价，对用户分时充放电的行为进行引导，从而达到系统负荷的削峰填谷的目的。

3. 电价弹性及用户收益

3.1. 价格弹性

电价弹性为用电变化率 ΔQ 与电价变化率 Δp 之比：

$$E = \frac{\Delta Q}{\Delta p} \quad (8)$$

用电价弹性矩阵 E ，可以量化用户响应。弹性价格响应度模型如式(9)所示：

$$\begin{bmatrix} Q'_1 \\ Q'_2 \\ \vdots \\ Q'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_i \end{bmatrix} + \frac{1}{3} \text{diag}([Q_1, Q_2, \dots, Q_i]) E \begin{bmatrix} \Delta p_1/p \\ \Delta p_2/p \\ \dots \\ \Delta p_i/p \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中， Q'_i 和 Q_i 分别为实施峰谷电价后和实施前 i 时段的用电量； Δp_i 和 p 分别为实施峰谷电价前后电价变化量和实施前的电价。电动汽车充电在实施峰谷电价后，假设峰平谷时段充电电价分别为 p_{cp} 、 p_{ci} 、 p_{cv} ，实施前统一充电电价为 p_c ，则有：

$$\begin{bmatrix} Q_{cp} \\ Q_{ci} \\ Q_{cv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_{c1} \\ Q_{c2} \\ Q_{c3} \end{bmatrix} + \frac{1}{3} \text{diag}([Q_{c1}, Q_{c2}, Q_{c3}]) E_c \begin{bmatrix} \Delta p_{c1}/p_c \\ \Delta p_{c2}/p_c \\ \Delta p_{c3}/p_c \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中， Q_{cp} 、 Q_{ci} 、 Q_{cv} 为实施峰谷充电电价后，电动汽车在高峰、平时和低谷时段的充电电量； Q_{c1} 、 Q_{c2} 、 Q_{c3} 为实施峰谷充电电价前，对应时段的电动汽车充电电量； Δp_{c1} 、 Δp_{c2} 、 Δp_{c3} 为峰谷电价实施前后电动汽车充电电价的变化量； E_c 为充电电价弹性矩阵。假设电动汽车实施峰谷电价后，峰、平、谷时段放电电价分别为 p_{dp} 、 p_{di} 、 p_{dv} ，实施前统一充电电价为 p_d ，则有：

$$\begin{bmatrix} Q_{dp} \\ Q_{di} \\ Q_{dv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_{d1} \\ Q_{d2} \\ Q_{d3} \end{bmatrix} + \frac{1}{3} \text{diag}([Q_{d1}, Q_{d2}, Q_{d3}]) E_d \begin{bmatrix} \Delta p_{d1}/p_d \\ \Delta p_{d2}/p_d \\ \Delta p_{d3}/p_d \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中， Q_{dp} 、 Q_{di} 、 Q_{dv} 为实施峰谷放电电价后，电动汽车在高峰、平时和低谷时段的放电电量； Q_{d1} 、 Q_{d2} 、 Q_{d3} 为实施峰谷充电电价前，对应时段的电动汽车放电电量； Δp_{d1} 、 Δp_{d2} 、 Δp_{d3} 为峰谷电价实施前后的放电电价变化量； E_d 为放电电价弹性矩阵。

3.2. 影响因素

价格弹性受多因素影响，具体表现在以下方面：

1. 用户类型差异：

(1) 通勤用户 因出行时间固定(如晚高峰充电)，需求刚性较强，对电价变化的敏感度较低，弹性系数 $e_{\text{com}} \approx 0.2$ 。此类用户充电行为受电价引导的调整空间有限，其充电时段集中化易加剧电网峰谷差。

(2) 灵活用户 充电时间分散且对电价敏感，弹性系数 $e_{\text{flex}} \approx 0.8$ 。此类用户倾向于在低谷电价时段主动调整充电计划，是削峰填谷的主要响应群体。

(3) 商用车 因日行驶里程长、充电频率高，充电行为呈现双峰分布，弹性系数 $e_{\text{bus}} \approx 0.5$ 。其部分充

电需求可通过动态电价引导至非高峰时段，但受运营时间限制，灵活性低于灵活用户。

2. 时段特性：

高峰时段用户充电需求紧迫，对电价敏感度较低，弹性系数取 $e_{\text{peak}} \approx 0.3$ 。此时段电价上调虽能抑制部分充电需求，但效果有限。

低谷时段用户充电需求弹性显著提高，弹性系数取 $e_{\text{val}} \approx 1.2$ 。通过大幅降低谷时段电价，可吸引灵活用户和商用车转移充电行为，实现负荷填谷。

3. 电池容量限制：

高容量车辆因充电需求大、充电时长固定，用户调整充电时段的意愿较低，弹性系数取 $e_{\text{high}} \approx 0.4$ 。低容量车辆充电时间短、灵活性高，用户更易响应电价信号，弹性系数取 $e_{\text{low}} \approx 0.7$ 。

基于用户类型和时段特性，构建以下充电弹性矩阵 E_c 和放电弹性矩阵 E_d ：

$$E_c = \begin{bmatrix} e_{\text{com,peak}}^c & e_{\text{com,peace}}^c & e_{\text{com,val}}^c \\ e_{\text{flex,peak}}^c & e_{\text{flex,peace}}^c & e_{\text{flex,val}}^c \\ e_{\text{bus,peak}}^c & e_{\text{bus,peace}}^c & e_{\text{bus,val}}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.5 \\ 0.4 & 0.6 & 1.5 \\ 0.3 & 0.5 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$E_d = \begin{bmatrix} e_{\text{com,peak}}^d & e_{\text{com,peace}}^d & e_{\text{com,val}}^d \\ e_{\text{flex,peak}}^d & e_{\text{flex,peace}}^d & e_{\text{flex,val}}^d \\ e_{\text{bus,peak}}^d & e_{\text{bus,peace}}^d & e_{\text{bus,val}}^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.2 & 0.3 \\ 0.5 & 0.7 & 0.9 \\ 0.4 & 0.6 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中，平段弹性系数根据实际负荷特性设定为 $e_{\text{peace}} \approx 0.6$ 。

敏感性分析表明，用户结构与弹性系数的耦合效应对系统优化至关重要：

当灵活用户比例增加 10% (如从 30% 升至 40%) 时，其高弹性特性显著提升低谷时段响应效率，谷时段充电量增加 15% (从基准值 19.8% 升至 22.5%)。然而，若灵活用户占比超过 50%，其充电行为可能因过度集中于谷时段引发局部电网过载风险。

当通勤用户比例过高 (如从 50% 升至 60%) 时，其低弹性特性导致峰时段充电需求难以通过电价引导转移，峰谷差率较基准值上升 30% (从 17.4% 增至 22.6%)。此时需结合充电桩扩容或需求侧管理策略，缓解峰时拥堵。

电池容量分布优化 (如低容量车辆占比提升 10%)，可增强系统整体弹性，使谷时段充电量提升 12%，同时降低峰时段放电压力。因此动态电价策略需与用户结构优化、充电设施升级协同设计，以实现削峰填谷与用户收益的最大化平衡。

为反映电池容量对弹性的影响，引入容量修正因子 α ，修正公式如下：

$$e_{\text{cor}} = e \cdot \alpha \quad (14)$$

其中 α 根据容量组别设定，如表 1 所示。

Table 1. Battery capacity categories

表 1. 电池容量组别

电池容量组别	α 值	弹性变化
低容量(20 kwh)	1.1	充电时间短，灵活性高，弹性增强 10%
中容量(50 kwh)	1.0	基准值，无需调整弹性系数
高容量(100 kwh)	0.8	充电需求大，灵活性差，弹性降低 20%

将用户类型、时段、电池容量三维特性整合，定义综合弹性张量 ε ：

$$\varepsilon_{p,q,r} = e_{p,q} \cdot \alpha_r \tag{15}$$

其中 $p \in \{\text{通勤, 灵活, 商用车}\}$, $q \in \{\text{峰, 平, 谷}\}$, $r \in \{\text{低容量, 中容量, 高容量}\}$

3.3. 用户收益模型

放电总费用与充电总费用的差值即为用户总收益 W :

$$W_0 = p_d \begin{bmatrix} Q_{d1} \\ Q_{d2} \\ Q_{d3} \end{bmatrix} - p_c \begin{bmatrix} Q_{c1} \\ Q_{c2} \\ Q_{c3} \end{bmatrix} \tag{16}$$

$$W_n = \begin{bmatrix} Q_{dp}, Q_{di}, Q_{dv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_d + \Delta p_{d1} \\ p_d + \Delta p_{d2} \\ p_d + \Delta p_{d3} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Q_{cp}, Q_{ci}, Q_{cv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_c + \Delta p_{c1} \\ p_c + \Delta p_{c2} \\ p_c + \Delta p_{c3} \end{bmatrix} \tag{17}$$

其中, w_0 为峰谷电价实施前用户总收益, w_n 为峰谷电价实施后用户总收益。

4. 算例分析

为验证本文所提峰谷分时充放电电价优化模型的有效性, 结合上文建立的充放电功率模型与弹性定价机制, 对某地区电动汽车的 V2G 场景进行精细化仿真。本节重点从用户行为响应、弹性系数影响及容量修正因子作用三方面展开分析, 进一步量化模型优化效果。表 2 为该地区电网典型日负荷, 给定峰、平、谷时段分别为 $T_1 = [9:00, 22:00]$ 、 $T_2 = [7:00, 8:00] \cup [23:00, 0:00]$ 、 $T_3 = [1:00, 6:00]$ 。设定峰谷电价实施前的充电电价 $p_c = 0.60$ 元/(kW·h), 放电电价 $p_d = 0.80$ 元/(kW·h)。

Table 2. Typical daily load
表 2. 典型日负荷

序号	时刻	负荷/MW	序号	时刻	负荷/MW	序号	时刻	负荷/MW
1	1:00	928.4	9	9:00	1165.6	17	17:00	1219.3
2	2:00	919.2	10	10:00	1198.2	18	18:00	1203.8
3	3:00	912.2	11	11:00	1248.5	19	19:00	1192.9
4	4:00	914.4	12	12:00	1183.3	20	20:00	1213.0
5	5:00	973.8	13	13:00	1140.4	21	21:00	1234.7
6	6:00	1039.6	14	14:00	1161.2	22	22:00	1140.6
7	7:00	1084.6	15	15:00	1183.8	23	23:00	1043.8
8	8:00	1085.0	16	16:00	1197.4	24	0:00	982.9

将 10,000 辆、50000 辆和 100,000 辆电动汽车分别接入电网时的峰谷差率进行对比, 如图 5 所示。电动汽车数量增加导致负荷需求呈指数级增长, 而电网调节能力受限于充电桩容量和线路传输极限, 导致峰谷差率加速上升。当数量达到 100,000 辆时, 峰谷差率增幅显著, 需动态改变分时电价策略以调节负荷波动。

基于电动汽车分组设定, 采用蒙特卡洛法生成充放电行为数据。首先, 按一定比例分配通勤用户(50%)、灵活用户(30%)和商用车(20%), 并基于其充电时间分布生成充电起始时刻。其次, 将电池容量与充电功率进行分组: 按 30%、50%、20%的比例分配低容量(20 kWh + 7 kW)、中容量(50 kWh + 50 kW)、高容量(100 kWh + 50 kW)组, 结合式(3)~(7)计算每种车型的充放电时长如图 6 所示。最后, 设定配电网最大允

功率为 1200 kW，当总充电功率超过阈值时，触发延迟充电和动态电价引导策略，优先保障商用车需求，并通过谷时段电价下调吸引灵活用户转移充电行为。

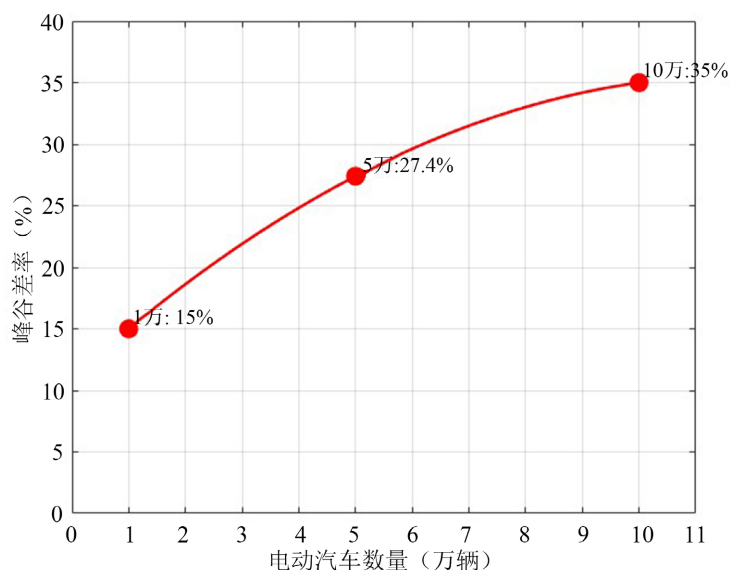


Figure 5. Variation of peak-to-valley difference rate with different numbers of electric vehicles connected to the grid
图 5. 不同数量电动汽车接入电网的峰谷差率变化

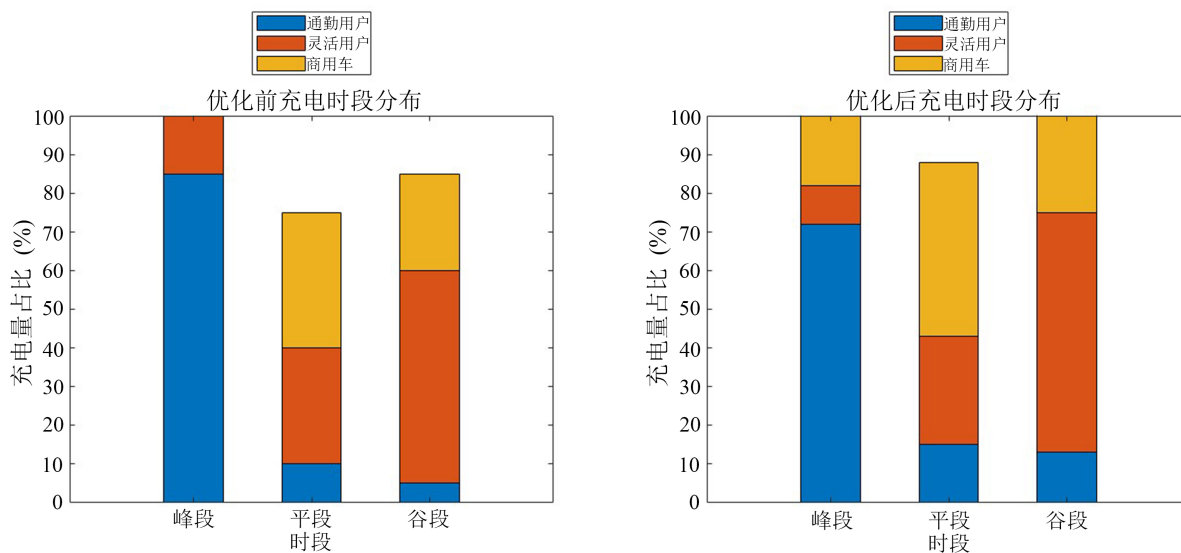


Figure 6. Comparison of user charging time distribution before and after optimization
图 6. 优化前后用户充电时段分布对比

根据式(12) (13)，通勤用户、灵活用户和商用车的充电弹性系数分别取 0.2、1.5 和 0.8，放电弹性系数为 0.1、1.2 和 0.6。结合容量修正因子(低容量组修正因子 1.2，高容量组 0.8)计算综合弹性张量，不同用户组在峰谷电价下的响应差异如表 3 所示。

其中，灵活用户因高弹性特性成为负荷调节主力，谷时段充电量增幅显著；通勤用户受刚性需求限制，响应幅度较小。此外，低容量组车辆因修正因子作用，谷时段充电量额外提升 10%，验证了容量差异对弹性响应的调节作用。

Table 3. Response differences among various user groups under peak-valley electricity pricing
表 3. 不同用户组在峰谷电价下的响应差异

用户类型	峰时段充电量降幅	谷时段充电量增幅	峰时段放电量增幅
通勤用户	8.3%	12.5%	5.2%
灵活用户	42.7%	185.4%	68.9%
商用车	15.6%	45.8%	22.3%

基于弹性矩阵和实时负荷反馈，动态调整峰谷电价。在系统优化策略实施前，电动汽车无序充放电行为增加了系统峰谷差值，与原负荷相比峰谷差增加了 20.3%。优化之后负荷曲线得到改善，峰谷差与原负荷相比减小了 27.4%，平滑度显著提升，优化前后负荷曲线如图 7 所示。

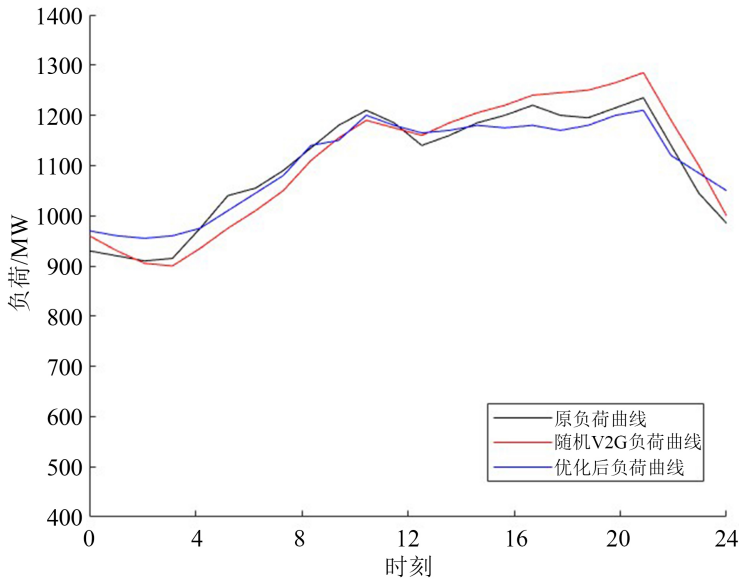


Figure 7. System load curve before and after optimization
图 7. 优化前后系统负荷曲线

取 $\Delta t = 1\text{ h}$ ，在负荷优化策略实施前，通过对电动汽车入网后的充放电行为进行分析，可精确计算出峰、平、谷各时段的总充放电电量及其分布特征。基于优化前后的负荷曲线对比，可进一步量化分析各时段电量的变化情况，并计算出相应的电量变化率，如表 4 所示。

Table 4. Electricity consumption and rate of change in different periods before and after load optimization
表 4. 负荷优化前后不同时段电量及变化率

	峰时段	平时段	谷时段
优化前充电量/(kw·h)	862,705	181,465	158,950
优化后充电量/(kw·h)	626,630	204,895	348,340
充电量变化率/%	-27.4	12.9	119.1
优化前放电量/(kw·h)	633,670	179,350	188,350
优化后放电量/(kw·h)	930,975	82,205	10,375
放电量变化率/%	46.9	-54.2	-94.5

优化后电动汽车平时段电量充电量略微增加，其余充电量由峰时段转移到谷时段，谷时段相较于优化前充电电量增长近一倍；平时段和谷时段放电电量降幅较大，峰时段放电电量增加了 46.9%。结合式(10)、式(11)，可计算出负荷优化前后峰、平、谷时段充放电价及电价变化率，如表 5 所示。

Table 5. Charging and discharging prices and rates of change in different periods before and after load optimization
表 5. 负荷优化前后不同时段充放电电价及变化率

	峰时段	平时段	谷时段
优化前充电电价/元	0.60	0.60	0.60
优化后充电电价/元	0.824	0.495	0.357
充电电价变化率/%	37.3	-17.5	-40.5
优化前放电电价/元	0.80	0.80	0.80
优化后放电电价/元	1.155	0.654	0.156
放电电量变化率/%	44.4	-18.3	-80.5

相比于优化前，优化后电动汽车峰时段充电电价明显增加，平时段小幅降低 18.3%，谷时段降低了 80.5%，降幅较为显著；峰时段放电电价较优化前明显增加，可以引导用户在峰时段放电缓解电网负荷压力，而平时段和谷时段放电电价降低，防止系统在该时段电能过剩。表 5 给出了 50000 辆电动汽车用户在一天内的优化前后的充放电费用及收益比较。

Table 6. Total charging costs and discharging revenues for electric vehicle users within a day before and after optimization
表 6. 优化前后电动汽车用户在一天内充电总费用及放电总收益

	充电费用/元	放电费用/元	总费用收益/元
优化前	721,872	801,096	79,224
优化后	742,124	1,130,657	388,533

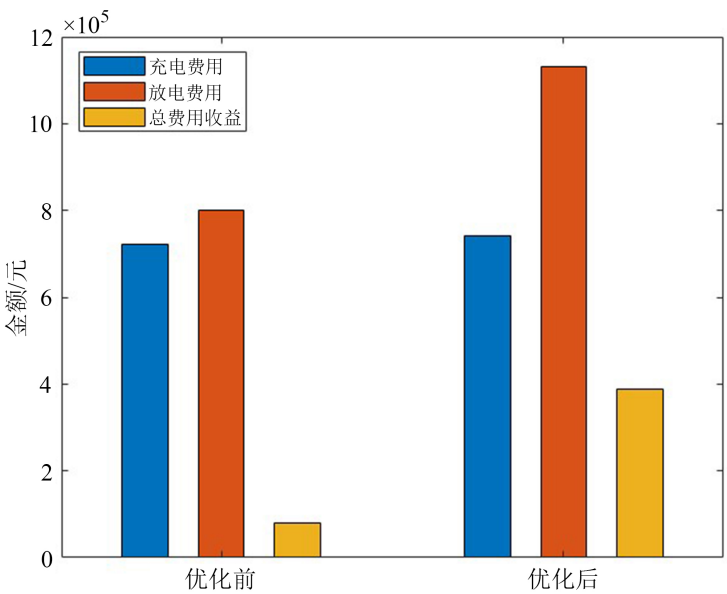


Figure 8. Comparison of charging costs, discharging revenues, and total cost-benefit before and after optimization
图 8. 优化前后充电费用、放电费用和总费用收益对比

由表 6 可知, 与优化前相比, 用户充电费用增加 2.81%, 变化幅度较小, 放电费用上涨 41.14%, 增幅较大, 而用户总收益增加了 390.4%, 整体收益水平得到极大的提高, 如图 8 所示。本文提出的峰谷时段充放电电价优化方案提升了用户经济收益, 其日均收益由 1.58 元提升至 8.14 元。通过动态协调充放电时段与电价机制, 在保障用户利益的同时, 有效平抑了电网负荷波动, 成功实现削峰填谷的系统目标。

5. 结论

本文基于现有文献研究, 采用蒙特卡洛法对电动汽车的充放电行为进行模拟, 构建了峰谷分时充放电电价同步优化模型。通过算例分析, 得出以下结论:

(1) 在缺乏价格引导机制的情况下, 电动汽车的无序入网会导致电网负荷的随机性波动, 增加系统控制的难度。通过引入价格弹性矩阵, 能够有效引导不同类型电动汽车用户的充放电行为, 改善电网的峰谷差, 实现削峰填谷的目标。

(2) 本文提出的同步优化模型能够根据电动汽车在不同时段的入网规模, 动态调整充放电电价, 从而引导用户在高峰、平段和谷段采取合理的充放电行为。这种基于电价策略的优化机制不仅有助于平滑系统负荷曲线, 还能显著提升电网的稳定性和运行效率, 最终实现系统负荷的优化管理。

(3) 通过仿真分析, 峰谷分时充放电电价优化策略显著降低了系统负荷的峰谷差率, 优化了电网的负荷分布。同时, 该策略通过合理分配用户的充放电收益与成本, 有效保障了用户的经济效益, 实现了用户侧和电网侧的双赢。

本文的研究为电动汽车与电网的互动提供了有效的电价优化策略, 具有重要的理论和实践意义。

参考文献

- [1] 孙波, 王振兴, 孙佳佳. 电动汽车峰谷分时充放电电价同步优化模型研究[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(2): 130-136.
- [2] 白浩, 曲锴, 阎山. 基于 V2G 技术的电动汽车与光伏协同调度优化策略[J]. 南方电网技术, 2019, 13(4): 88-92+106.
- [3] 薛静云, 张银环. 基于用户行为的 V2G 模式下电动汽车有序充放电控制策略研究[J]. 智能城市, 2024, 10(2): 54-56.
- [4] Pang, X., Jia, W., Li, H., Gao, Q. and Liu, W. (2024) A Bi-Objective Optimal Scheduling Method for the Charging and Discharging of EVs Considering the Uncertainty of Wind and Photovoltaic Output in the Context of Time-of-Use Electricity Price. *World Electric Vehicle Journal*, 15, Article 398. <https://doi.org/10.3390/wevj15090398>
- [5] Hadian, E., Akbari, H., Farzinfar, M. and Saeed, S. (2020) Optimal Allocation of Electric Vehicle Charging Stations with Adopted Smart Charging/Discharging Schedule. *IEEE Access*, 8, 196908-196919. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3033662>
- [6] 刘晋源, 吕林, 高红均, 等. 计及分布式电源和电动汽车特性的主动配电网规划[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(12): 41-48.
- [7] 喻磊, 王锐, 程杉, 等. 基于多主体主从博弈的电动汽车充电站双层定价策略[J/OL]. 电力科学与技术学报, 2025: 1-13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1475.tm.20241121.0910.002.html>, 2024-11-21.
- [8] Sachan, S., Deb, S. and Singh, S.N. (2020) Different Charging Infrastructures along with Smart Charging Strategies for Electric Vehicles. *Sustainable Cities and Society*, 60, Article 102238. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102238>
- [9] 赵雪琦, 高岩. 考虑多能供电差异的智能电网实时定价[J]. 上海理工大学学报, 2024, 46(4): 431-439.
- [10] Pan, X., Wang, L., Qiu, Q., Qiu, F. and Zhang, G. (2022) Many-Objective Optimization for Large-Scale EVs Charging and Discharging Schedules Considering Travel Convenience. *International Journal of Speech Technology*, 52, 2599-2620. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-02494-0>
- [11] Jian, L.N., Zheng, Y.C. and Shao, Z.Y. (2017) High Efficient Valley-Filling Strategy for Centralized Coordinated Charging of Large-Scale Electric Vehicles. *Applied Energy*, 186, 46-55. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.117>
- [12] Wang, Y., et al. (2021) A User Classification-Based Charging Behavior Model for Electric Vehicles in Urban Areas.

-
- IEEE Transactions on Smart Grid*, **3**, 2345-2356.
- [13] Li, X., *et al.* (2022) Impact of Charging Station Layout on User Behavior and Grid Load: A Case Study in Beijing. *Applied Energy*, **285**, Article 116432.
- [14] Zhang, Y., *et al.* (2020) Income-Driven Elasticity of Electricity Demand in Residential Communities. *Energy Economics*, **85**, Article 104567.
- [15] Chen, L., *et al.* (2023) Behavioral Analysis of EV Users Under Time-of-Use Pricing: A Case Study in Shanghai. *Renewable Energy*, **172**, 1203-1212.