

基于节假日因素影响的高速服务区 充电负荷建模与充电桩优化规划

李振坤¹, 肖天宇¹, 宋治儒², 张智泉¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海市 200090; 2. 东南大学电气工程学院, 南京市 210096)

摘要:【目的】在“双碳”背景下,我国电动汽车保有量迅速增加。然而,现有电动汽车充电设施的建设速度未能满足其快速增长的充电需求,高速公路服务区充电困难和排队拥堵问题尤为突出。【方法】首先,基于地理信息系统数据和实际交通流量,构建了出行概率矩阵,并引入充电焦虑系数,以增强模型对真实场景的适应能力。其次,提出“车流量对车速的影响系数”,进一步提高了车辆到达服务区时电池荷电状态的预测精度,并据此预测高速公路服务区的充电负荷。最后,基于预测结果建立了多服务区充电桩优化配置模型。该模型引入了基于车流量的动态权重调整机制,通过动态分配建设成本、运维成本和用户等待时间成本的权重,实现了在不同交通负荷条件下优化目标权重系数的灵活调整。【结果】仿真结果表明,充电桩数量的提升虽显著降低用户等待时间,但伴随投资成本上升;节假日期间充电负荷峰值较常态提升26.3%,呈“双峰”特征,且需求集中于行程后半段服务区;所提出的动态权重调整机制可随车流波动,实现成本与用户体验的自适应平衡。【结论】通过引入动态权重调整机制,对多服务区充电桩配置进行优化,显著提升了高速公路充电网络在供需匹配中的灵活性与响应性;在车流波动与节假日需求峰值的双重作用下,实现了充电资源与用户需求的精准耦合,不仅提升了桩位利用率、缩短了排队时间,同时有效协调了建设与运维成本。

关键词:电动汽车;充电负荷预测;高速公路服务区;充电桩优化配置;出行概率矩阵;充电焦虑系数

中图分类号: TM715

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2025)12-0057-13

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2025.12.006

Charging-Load Modeling and Optimal Charging-Pile Planning in Highway Service Areas Under the Influence of Holiday Factors

LI Zhenkun¹, XIAO Tianyu¹, SONG Zhiru², ZHANG Zhiquan¹

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

ABSTRACT: [Objective] To achieve carbon-peaking and -neutrality goals, the number of electric vehicles (EVs) in China has grown rapidly. However, the growth of EV-charging infrastructure has lagged behind the rapid increase in demand. The problem of inadequate charging capacity is particularly severe in highway service areas, where challenges such as difficulty in accessing chargers and long waiting queues have become increasingly pronounced. [Methods] First, based on a geographic information system data and actual traffic flow, a travel probability matrix is constructed and a “charging-anxiety coefficient” is introduced to enhance the model’s adaptability to real-world scenarios. Second, a “traffic-flow-to-speed impact coefficient” is proposed to improve the accuracy of predicting the state of charge of EVs upon arrival at highway service areas; this coefficient serves as the foundation for forecasting charging loads. Finally, a multi-service-area charging-pile optimization model is developed based on the forecast results. This model incorporates a dynamic weight adjustment mechanism based on traffic flow, allowing for the flexible reallocation of construction, operation and maintenance, and user-waiting-time costs under varied traffic load conditions, thereby enabling adaptive optimization of objective function weights. [Results] Simulation results show that although increasing the number of charging piles significantly reduces user waiting times, it also leads to higher investment costs. Peak charging loads during holidays increase by 26.3% compared with those during normal periods, exhibiting a bimodal pattern, with demand concentrated in service areas located in the last half of travel routes. The proposed dynamic weight adjustment mechanism adapts to traffic flow fluctuations, enabling an adaptive

balance between costs and user experience. [Conclusions] Introducing a dynamic weight adjustment mechanism and optimizing charging-pile allocation across multiple service areas significantly enhance the flexibility and responsiveness of highway charging networks in matching supply with demand. Under the combined effects of traffic flow fluctuations and holiday demand peaks, the proposed approach achieves precise coupling between charging resources and user needs. This not only improves pile utilization rates and reduces queuing times but also effectively balances construction and operational costs.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177098).

KEYWORDS: electric vehicle; charging-load prediction; highway service area; charging-pile optimization allocation; dynamic weight adjustment mechanism; charging-anxiety factor

0 引言

在“双碳”目标持续推进的背景下,我国电动汽车(electric vehicle, EV)保有量持续快速增长。数据显示,截至 2024 年底,全国电动汽车保有量已超过 2209 万辆。然而,与电动汽车数量的迅猛增长相比,充电基础设施的建设步伐仍显滞后,难以满足日益上升的充电需求^[1]。特别是在高速公路服务区等关键交通节点,充电设施供给不足的问题尤为突出,成为制约用户长途出行的重要因素^[2]。因此,在高速公路沿线科学合理布局与配置充电设施,对于缓解电动汽车在长途行驶过程中的补能压力及减少因充电引发的交通拥堵具有重要意义。

传统充电负荷预测方法难以准确反映车主的心理特征,同时电动汽车的充电行为在时间和空间上具有随机性,这给电动汽车的优化调度工作带来了极大的挑战^[3]。文献[4]基于实际数据对城市电动汽车充电负荷进行了预测,并提出了相应的优化配置方法。文献[5]利用大数据技术对负荷进行预测,分析了不同时期的负荷变化特点。文献[6]提出了一种基于深度学习的预测模型,用于电动汽车充电负荷的短期预测。文献[7]研究了电动汽车充电负荷的时空分布特点,提出了相应的预测方法,并进行了实例分析。传统的负荷预测模型通常采用蒙特卡罗模拟或排队论等方法^[8-9],但在考虑电动汽车充电行为的时空随机性及用户心理因素方面仍存在局限,导致充电负荷预测精度不足。

近年来,电动汽车充电站(electric vehicle charging station, EVCS)最优规划问题的研究取得了显著进展。文献[10]以建设运营总成本最小为目标建立充电设施规划模型,采用遗传算法求解,通过配电网潮流计算检验。文献[11]在综合考虑充电站运营方与用户需求的基础上,构建了一种基于数据驱动的分式鲁棒优化容量配置模型。该模型充分融合双方利益,在不确定性环境下实现充电设施容量的合理规划与高效利用。文献[12]构建了一种综合考虑多种容量配置的电动汽车充电站选址与容量优

化模型。该方法在选址过程中充分纳入不同功率等级充电桩的影响因素,以实现站点布局与服务能力的协同优化。文献[13]提出了 Huff 模型的充电站选址及容量配置方法,综合考虑了经济性和服务水平,优化了充电站的布局和容量。然而,现有研究在很大程度上未能充分结合高速公路交通出行的独特属性,缺乏对电动汽车用户在实际高速行驶过程中充电需求时空分布差异的深入分析,同时也未充分考虑用户生活状态、出行习惯等因素对充电桩容量配置、单次充电持续时间以及车辆停放时长所产生的影响。

在现阶段的研究中,专门针对高速公路充电桩优化规划的深入探讨仍然较少^[14-16]。高速公路充电桩优化规划的复杂性主要体现在充电桩的选址和容量确定,以及各服务区之间的耦合互联^[17-19]。现有研究在针对高速公路服务区的充电负荷预测和充电桩优化配置方面,仍存在一些不足^[20-22]。首先,充电负荷预测模型未能充分考虑高速公路场景下 EV 的行驶特性和充电行为^[23-26];其次,充电桩优化配置模型在考虑建设成本和用户等待时间成本的平衡时,未能充分结合实际交通流量和充电需求的动态变化^[27-29]。

本文针对高速公路服务区电动汽车充电设施规划中的负荷预测精度不足、配置策略单一与静态调度局限等问题,提出了三项创新:一是构建了融合出行概率矩阵与充电焦虑系数的高精度负荷预测模型,显著提升了时空预测精度与鲁棒性;二是基于用户偏好、运营商投资回报及节假日交通特性等多维因素,设计了兼顾经济效益与服务质量的充电桩多目标配置策略;三是提出了面向多服务区耦合互联系统的自适应权重调整机制,实现了设施投资与用户满意度的在线协调优化,有效突破了传统静态规划的局限。

1 高速公路服务区节假日充电负荷预测与充电桩优化配置

高速公路网络结构如图 1 所示,以自上而下的方

向作为正向参考,对该侧服务区电动汽车的充电负荷进行预测,分析节假日因素对高速公路服务区充电负荷的影响,并探讨不同服务区之间的关联性及其在充电桩布局规划与优化中的作用。本文分析节假日期间高速公路交通流量的变化趋势,以及服务区用户流量与充电决策之间的关系。通过地理信息系统获取高速公路出入口及服务区的交通流数据,结合实际交通流量分布,采用蒙特卡罗方法构建相应的负荷预测模型。

在预测模型中,本文模拟多种可能影响充电需求的情景,深入分析节假日期间充电行为的波动性。同时,基于实测交通流数据,进一步探讨充电车辆在服务区内的滞留时间,该滞留时间直接影响充电桩的配置规划。因此,本文构建车辆负荷预测模型,分析多服务区之间的交互关系,重点考虑服务区间排队时间与充电收益的关联性,旨在通过优化减少用户排队时间,提升充电桩利用率,并降低建设与运维成本。

为实现这一目标,优化模型充分纳入了电动汽

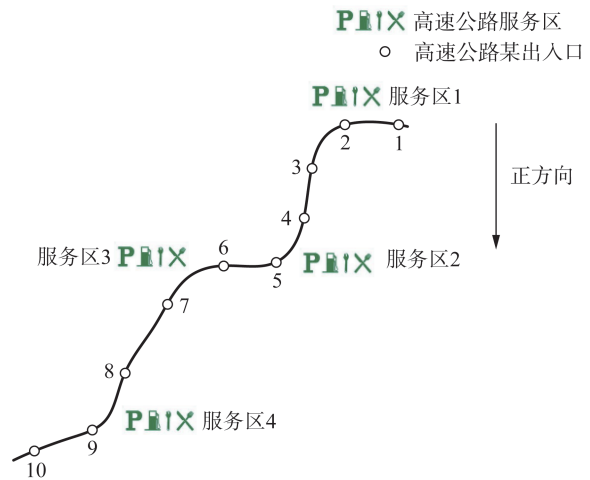


图1 高速公路路网结构

Fig. 1 Structural diagram of highway network

车充电桩(electric vehicle charging pile, EVCP)容量和EVCS等关键因素,在最大化服务区收益的同时,确保充电服务的高效运行。最终,本文提出了多服务区充电桩数量与布局的优化方案,如图2所示,展示负荷预测与充电桩优化配置之间的协同作用。

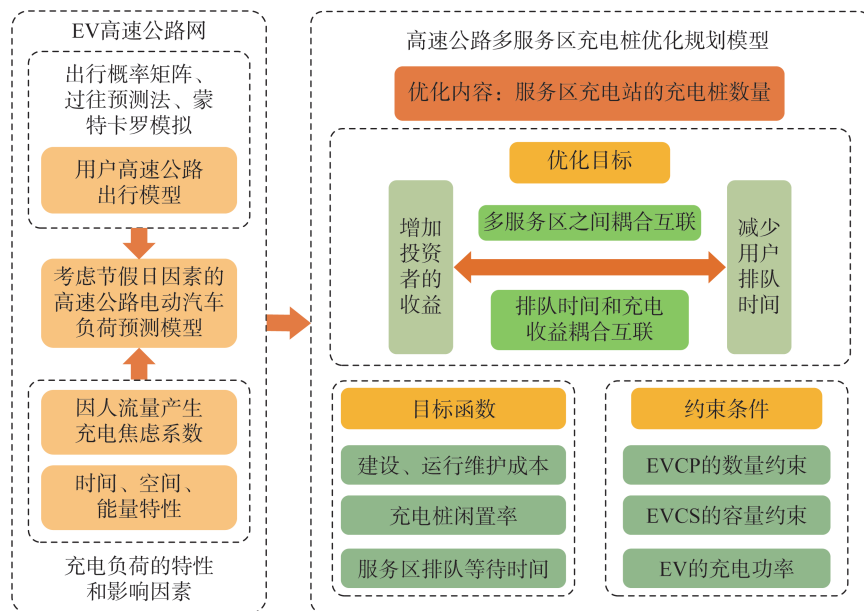


图2 负荷预测与充电桩优化配置之间的协同关系

Fig. 2 Synergistic relationship between load forecasting and charging pile optimization configuration

2 高速公路服务区充电负荷预测及关键影响因素分析

2.1 节假日交通量对电动汽车补能行为的协同影响分析

在电动汽车快速普及与高速路网日益完善的背景下,用户在高速公路环境中的充电决策已成为影响行程效率与运营管理的重要因素。节假日期间,高速公路交通量和服务区车流密度的同步攀升,对

电动汽车驾驶员的充电行为产生显著叠加效应。以2023年中秋国庆连休假期为例,华东地区高速公路日均客车通行量较平日增长23.6%,跨省流量增幅达25.3%;高峰时段单向流量上涨10%至28%。在交通流显著上升的同时,车速普遍下降,行程时间延长,驾驶员对剩余电量的风险感知增强,充电意愿随之提高。然而,高密度交通流亦导致服务区车位资源紧张、充电排队现象加剧,进一步抬升了驾驶员的实际充电焦虑。服务区车流密度越高,车辆进出越频

繁、停车周转率越低,对应着服务区的人流密度升高,导致充电桩使用效率下降和用户平均等待时长上升。在上述背景下,交通流量成为衡量充电行为变化的主导因子。交通拥堵驱动行驶效率降低,使得里程负荷对剩余电量更为敏感,而车流量的增加放大了充电排队与桩位占用的双重压力。

为刻画服务区车流密度对用户充电焦虑阈值的实时修正,本文将研究路网划分为 S 段功能区间(编号 $s = 1, \dots, S$),每座服务区 $S_k (k = 1, \dots, K)$ 均隶属于唯一的所在路段,记为 $s(k)$,其中 k 为服务区的序号, K 为高速公路网络中所包含的服务区总数。在时段 T ,服务区 S_k 的充电焦虑系数如下:

$$\omega_k^T = \omega \phi_k^T \quad (1)$$

$$\phi_k^T = 1 - v \cdot q_{s(k)}^T / q_{\max}, 0 < v < 1 \quad (2)$$

式中: ω_k^T 为电动汽车驾驶员在 T 时段到达服务区 S_k 的焦虑电量值; ω 为基础充电焦虑系数(无拥堵情形,取 0.4)^[30]; ϕ_k^T 为车流调节因子; $q_{s(k)}^T$ 为路段瞬时车流量; q_{\max} 为第 $s(k)$ 段设计饱和车流量; v 为敏感性斜率(经回归标定取 0.45)^[30]。

当车流量逼近饱和时, ϕ_k^T 最低可降至 $1 - v$,令 ω_k^T 落入 $0.20 \sim 0.50$ 的经验区间,这一取值范围已由大样本排队实测数据验证^[30-31]。综合以上分析,本文将用户充电决策预测划分为三种场景,结合用户行为和心理学因素,以更全面地理解和预测电动汽车充电决策。

场景一:当用户抵达服务区时,电动汽车的剩余电量低于充电焦虑系数,用户在此情况下选择在该服务区进行充电操作。

$$S_{\text{SOC}}^c < \omega_k^T \quad (3)$$

式中: S_{SOC}^c 为电动汽车当前荷电状态(state of charge, SOC)。

场景二:用户抵达服务区时,电动汽车的剩余电量高于充电焦虑系数,但由于在到达终点之前已无其他可供充电的服务区,且预计到达终点时电量将低于焦虑电量系数,因此用户选择在当前服务区进行充电。

$$S_{\text{SOC}}^c < \omega_k^T < S_{\text{SOC}}^c \quad (4)$$

式中: S_{SOC}^c 为电动汽车离开高速时SOC。

场景三:用户抵达服务区时,电动汽车剩余电量高于充电焦虑系数,且前方仍有可进行能源补给的服务区,用户则选择继续行驶,不在当前服务区停留充电。

$$\omega_k^T < S_{\text{SOC}}^c \quad (5)$$

此外,由于节假日出行车流量的增加通常会导致车辆行驶速度下降,尤其在某些关键节点更为显

著,本文进一步引入了车流量对车辆速度的影响系数 $V_{(j,j+1)}^T = \bar{V} f_{(j,j+1)}^T$,以更准确地反映交通状态变化。其中 $V_{(j,j+1)}^T$ 为在时段 T 内车辆从节点 j 行驶到节点 $j+1$ 之间的实际平均车速, \bar{V} 为自由流车速, $f_{(j,j+1)}^T$ 表示车流量对车速的影响系数。

2.2 考虑节假日因素的高速公路电动汽车负荷预测

在节假日期间,高速公路上的车流量和出行需求显著增加,这对电动汽车充电负荷预测工作提出了更高的精度要求。为实现对高速公路服务区充电需求的准确预测,本节从多个角度进行分析。首先,将讨论出行概率矩阵及入口流量,探讨如何通过统计和预测方法确定车辆出行的概率和各个入口的车流量。其次,本文将研究电动汽车的起始SOC,分析电动汽车在上高速之前的电池电量分布情况。接着,本文将详细探讨电动汽车的充电功率与充电时长。最后,本文将综合以上因素,构建一个考虑节假日因素的高速公路服务区充电负荷预测模型,通过模拟和分析,提供节假日期间高速公路电动汽车充电需求的精准预测。

2.2.1 出行概率驱动的服务区车流量映射

车辆的起讫点(origin destination, OD)关系在很大程度上决定了其行驶里程和路径选择,从而对电动汽车充电需求在时间和空间上的分布产生直接影响。鉴于高速公路多采用封闭式运行模式,车辆仅能通过数量有限的匝道口进出路网,因此可将这些出入口视为关键的交通节点,纳入路网分析体系中。从而形成高速公路的出行概率矩阵,其中概率求解如下式:

$$P_{xy} = a_{xy} / \sum_{y=1}^M a_{xy} \quad (6)$$

式中: P_{xy} 为 T 时段车辆从节点 x 行驶到节点 y 的概率,其中 $x, y = 1, 2, \dots, M$,这里 M 为高速公路出入口节点总数; a_{xy} 为 T 时段从节点 x 行驶到节点 y 的车辆数量。

经过对一定时间段内出入口的车流量进行相关分析,可计算得各出入口之间相关的出行概率,如图3所示。图3中横坐标代表入口节点,纵坐标代表出口节点,每一个方块代表从某一入口节点到某一出口节点的出行概率。

根据过往预测法,预测所选高速公路段各个入口车流量^[32]。预测公式如下:

$$\hat{Q}_{p,d} = Q_{r,d} \cdot \bar{Q}_{p,m} / \bar{Q}_{r,m} \quad (7)$$

式中: $\hat{Q}_{p,d}$ 为预测年份 p 第 d 天的入口车流量; $Q_{r,d}$ 为参考年份 r 第 d 天的实测车流量; $\bar{Q}_{p,m}$ 为预测年份 p 第

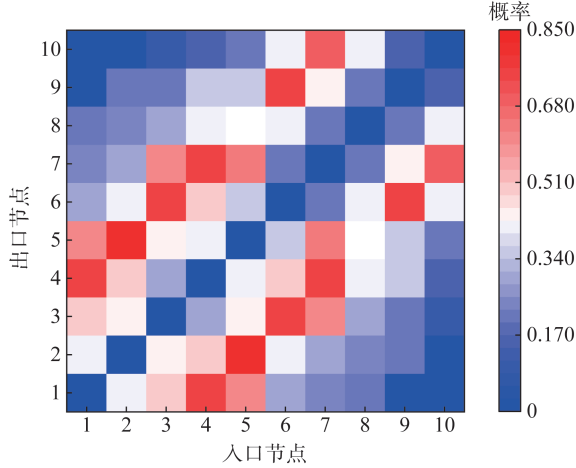


图3 出行概率矩阵图

Fig. 3 Travel probability matrix

m 月的平均日车流量; $\bar{Q}_{r,m}$ 为参考年份 r 第 m 月的平均日车流量。

OD矩阵仅描述“入口—出口”车辆流向,而服务区位于路径中段。为将OD流量精确投影到各服务区,本文首先利用地理信息系统(geographic information system, GIS)拓扑判定每一对入口—出口的最短可达路径,构建服务区路径关联矩阵 $M_{k,xy}$,当且仅当路径必经服务区时令关联矩阵 $M_{k,xy} = 1$,否则 $M_{k,xy} = 0$ 。随后将任一时段 t 的出行概率 P_{xy}^t 与总车流量 Q_{all}^t 投影至服务区层面,引入基于电子不停车收费系统(electronic toll collection, ETC)通行与视频计数实测数据标定的 γ_k (γ_k 为停靠校正系数)得到服务区预测车流量如下式:

$$Q_k^t = \gamma_k \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M P_{xy}^t Q_{all}^t M_{k,xy} \quad (8)$$

式中: Q_k^t 为服务区预测车流量。

2.2.2 电动汽车的起始SOC与充电时长

电动汽车在从出发点行驶到高速公路收费站的过程中,会有一段行驶距离,这段路程中会因能量消耗而对电池的电量产生影响。同时,许多驾驶员在上高速之前,会倾向于确保电动汽车的电池电量维持在一个相对较高的状态。基于这些考虑,可以合理推断,当电动汽车抵达收费站时,其电池的起始荷电状态SOC通常会遵循一个正态分布。

$$f(S_{soc}^s; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp[-(S_{soc}^s - \mu)^2 / (2\sigma^2)] \quad (9)$$

式中: S_{soc}^s 为电动汽车上高速时的起始SOC; μ 为电动汽车上高速起始SOC的期望值; σ 为标准差。

考虑到我国华东地区高速公路出入口流量较大,驾驶员通常倾向于在高速服务区内完成充电,而较少选择驶出高速前往公共充电设施。此外,当电

池荷电状态超过80%时,为保护电池性能,充电功率会显著下降,无法继续进行高功率快充。在此情况下,车主通常基于时间成本的考虑,选择暂停充电并驶离服务区,从而提高行程效率。

$$T_c = (S_b - S_a)S / (P_{ch}\eta) \quad (10)$$

式中: T_c 为充电时长; S_b 为结束充电时电动汽车的SOC; S_a 为开始充电时的电动汽车的SOC; S 为电动汽车电池容量大小; P_{ch} 为充电桩功率; η 为充电效率。

2.2.3 考虑节假日因素的高速公路电动汽车负荷预测流程

为减小电动汽车行驶过程中随机因素对预测结果的影响,本文采用蒙特卡罗方法对各类不确定性进行模拟,以实现高速公路服务区充电负荷的准确预测,仿真流程详见图4。

具体实施步骤如下:

1)依据所选高速公路路段,构建对应的高速公路路网结构,并导入相关交通数据。根据出行概率矩阵确定各车辆进入高速公路的起点 x_0 与离开高速公路的终点,根据过往预测法确定EV仿真总数量。

2)采用蒙特卡罗方法,生成影响电动汽车出行的一系列随机变量,涵盖行驶速度、出发时的电池剩余电量百分比以及车辆型号等因素。通过模拟车辆实时状态,并考虑高速公路的路网结构,本文计算了车辆到达各个节点或服务区的SOC和时间点。

$$T_{j \rightarrow j+1}^f = l_{j \rightarrow j+1}^f / \bar{v}_{j \rightarrow j+1}^f \quad (11)$$

$$T_{j \rightarrow j+1}^l = l_{j \rightarrow j+1}^l / \bar{v}_{j \rightarrow j+1}^l \quad (12)$$

$$T_{j+1} = \sum_{j=0}^t l_{j \rightarrow j+1} / \bar{v}_{j \rightarrow j+1}^t + \sum_{c=1}^{n_c} T_c^{ch} + T_s \quad (13)$$

$$S_{j \rightarrow j+1}^f = S_j - P_{j \rightarrow j+1} T_{j \rightarrow j+1}^f / S \quad (14)$$

$$S_{j+1} = S_j - P_{j \rightarrow j+1} T_{j \rightarrow j+1}^l / S \quad (15)$$

式中:下标 $j \rightarrow j+1$ 表示汽车从节点 j 行驶到节点 $j+1$; $T_{j \rightarrow j+1}^f$ 为汽车从节点 j 行驶到服务区所需时间; $T_{j \rightarrow j+1}^l$ 为汽车从节点 j 行驶到节点 $j+1$ 所需时间; $\bar{v}_{j \rightarrow j+1}^f$ 为 T 时段内汽车从节点 j 行驶到节点 $j+1$ 平均车速; $l_{j \rightarrow j+1}^f$ 为节点 j 到服务区的路程; $l_{j \rightarrow j+1}^l$ 为两节点间的距离; T_c^{ch} 为第 c 次充电时长; $S_{j \rightarrow j+1}^f$ 为到达两节点间服务区的SOC; S_{j+1} 为到达节点 $j+1$ 的SOC; $P_{j \rightarrow j+1}$ 为汽车从节点 j 行驶到节点 $j+1$ 车辆功耗; n_c 为充电次数; o 为车辆起始点; t 为选取高速公路部分的最终出口。

3)依据车辆抵达各服务区及节点的位置信息与时间数据,并结合实时统计的服务区人流量,对充电焦虑系数进行动态修正。同时,依据车辆的剩余电量情况与调整后的焦虑系数,进一步判定驾驶员是否会选择进行充电操作。一旦确认充电,电动汽车

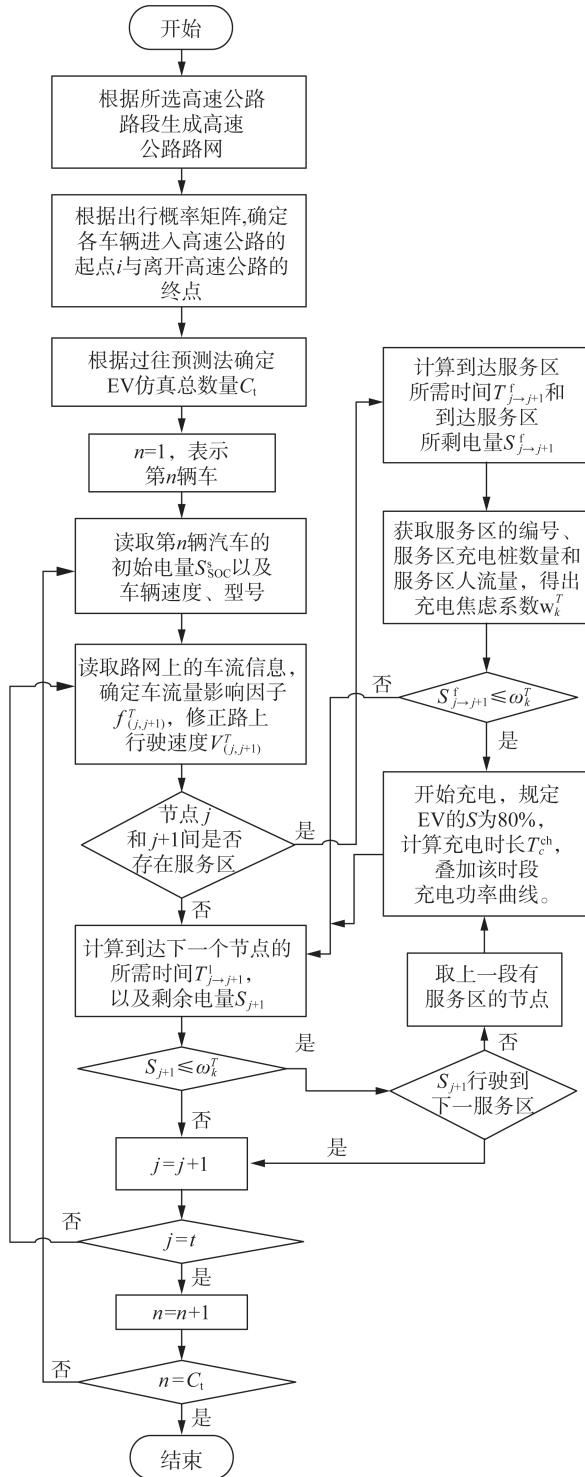


图 4 高速公路服务区负荷预测流程图

Fig. 4 Highway service area load forecasting process flowchart

的电量状态将随之更新, 并对车辆的剩余行驶里程和预计到达时间进行重新计算。

通过多次抽样仿真, 本文最终提取了电动汽车充电负荷的时空分布特征。该预测流程融合了地理信息、交通流量数据以及电动汽车出行行为的模拟, 有效提升了对高速公路服务区充电需求预测的精度。

3 高速公路服务区充电桩优化规划

3.1 数学建模

本文综合考虑了 EVCS 投资经营者和电动汽车用户的利益, 建立了高速公路多服务区充电桩优化规划模型的目标函数。

3.1.1 EVCS 建设成本

电动汽车充电站的建设成本主要包括三部分内 容: 固定投资费用、充电桩购置费用以及充电车位购 置费用。

$$C_{Z,i} = C_T + C_{ch,i} + C_{L,i} \quad (16)$$

$$C_{ch,i} = C_p N_{ch,i} \quad (17)$$

$$C_{L,i} = 2(1 + \gamma) N_{ch,i} k_i \quad (18)$$

式中: $C_{Z,i}$ 为第 i 座 EVCS 的总建设成本; C_T 表示每座 EVCS 的固定投资费用, 涵盖辅助设备的采购与安装支出, 以及必要基础设施的建设投入; $C_{ch,i}$ 为第 i 座 EVCS 用于购置充电桩的费用; $C_{L,i}$ 为充电车位的购置成本; C_p 为单个充电桩的采购单价; $N_{ch,i}$ 为第 i 座 EVCS 配置的充电桩数量; γ 为 EVCS 相关设施占用面积换算为车位面积的比例系数; k_i 为第 i 座 EVCS 所处服务区的土地单价。

3.1.2 EVCS 的运行维护成本

EVCS 的运营与维护成本与建设投资呈现紧密关联。随着建设支出的增长, 设施的规模与维护需求相应提升, 从而导致运营与维护费用的上升。因此, 第 i 座 EVCS 的运行维护成本可以基于其建设成本进行相应折算, 公式如下:

$$C_{w,i} = \psi C_{Z,i} \quad (19)$$

式中: $C_{w,i}$ 为第 i 座 EVCS 的运行维护成本; ψ 为运行维护成本占建设成本的比例系数。

考虑到 EVCS 的建设和运行维护成本, 本文以 EVCS 建设投资者的总成本 C_Z 最小为第一个优化目标, 即:

$$F_1 = \min C_Z = \min \sum_{i=1}^{N_c} (C_{Z,i} + C_{w,i}) \quad (20)$$

式中: N_c 为电动汽车充电站的总数量。

3.1.3 用户等待时间成本

在充电高峰期, 可能会出现车辆排队等候充电的现象, 充电站一般采用“先到先服务”的排队规则。用户的等待时间主要取决于充电桩的数量及其利用效率。用户的排队时间 $t_{k,w}$ 为:

$$t_{k,w} = \frac{(N_{ch,k} \theta)^{N_{ch,k}}}{N_{ch,k}! (1 - \theta)^2 \beta} p_0 \quad (21)$$

$$p_0 = \left[\sum_{n=0}^{N_{ch,k}-1} \frac{1}{n!} \theta^n + \frac{1}{N_{ch,k}! (1 - \theta)} \theta^{N_{ch,k}} \right]^{-1} \quad (22)$$

式中: $N_{ch,k}$ 为 k 个服务区的充电桩数量; $\theta = \alpha/\beta$ 为充电桩的利用率, 其中 α 、 β 分别为单位时间平均到达的用户数和单个充电桩的平均充电时间; p_0 为充电桩闲置概率。

考虑到用户等待时间, 本文采用用户的等待时间成本最小为第二个优化目标, 并引入 δ_i 作为用户单位成本即:

$$F_2 = \min \sum_{k=1}^{N_c} (\delta_i t_{k,w}) \quad (23)$$

3.2 约束条件

根据目标区域的交通、经济、政治和发展等多方面因素, 对目标模型进行了相应的约束设置, 包括对电动汽车充电站的数量、容量以及电动汽车充电功率的约束。

3.2.1 EVCP的数量约束

为了确保电动汽车充电站的EVCP数量合理配置, 需要基于该区域电动汽车的日常总充电需求和EVCS的容量进行全面评估。对EVCP数量进行科学合理的配置, 不仅有助于协调投资运营方与电动汽车用户之间的利益关系, 还能有效提升土地资源的利用效率。同时, 这一优化配置也可为配电网的二次规划提供支撑, 有助于避免资源浪费以及供需不匹配的问题。因此, 第 i 座EVCS的EVCP数量 $N_{ch,i}$ 应满足以下条件:

$$N_{ch,i}^{\min} < N_{ch,i} < N_{ch,i}^{\max} \quad (24)$$

$$N_{ch,i}^{\min} = \lceil P_z / P_{\max} \rceil \quad (25)$$

$$N_{ch,i}^{\max} = \lfloor P_z / P_{\min} \rfloor \quad (26)$$

式中: $N_{ch,i}^{\min}$ 、 $N_{ch,i}^{\max}$ 分别为目标区域内可规划EVCP数量的下限与上限; P_z 为目标区域内每天的总充电功率需求量; P_{\max} 、 P_{\min} 分别为EVCP的最大功率、最小功率; $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整运算。

3.2.2 EVCS的容量约束

电动汽车充电站的服务能力, 主要取决于其配备的充电桩数量以及充电桩每日的运行时长。若EVCS内充电桩数量不足, 不仅会延长用户等待时间, 降低充电体验与用户满意度, 还可能因整体充电效率偏低而导致运营收益的下滑。相反, 充电桩数量过多则会导致单个充电桩的利用率下降, 增加运营成本, 造成资源浪费。因此, 在设计EVCS时, 需要合理配置充电桩数量, 以平衡投资收益与用户体验。第 i 座EVCS的容量 S_i 应满足以下条件:

$$S_i^{\min} < S_i < S_i^{\max} \quad (27)$$

$$S_i^{\min} = N_{ch,i}^{\min} PT_i \quad (28)$$

$$S_i^{\max} = N_{ch,i}^{\max} PT_i \quad (29)$$

式中: S_i^{\min} 、 S_i^{\max} 分别为第 i 座EVCS容量的最小值和最大值; T_i 为第 i 座EVCS的充电桩平均每天工作时长; P 为EVCP的额定充电功率。

3.2.3 EV的充电功率约束

为了防止配电变压器的功率超限, 需要对电动汽车整体的最大充电功率进行限制。充电功率必须保持在峰值水平以下, 以确保配电系统的稳定性和可靠性, 表达式如下:

$$\sum_{k=1}^n (P_{k,base}^h + P_{k,EV}^h) < P_{\max} \quad (30)$$

式中: $P_{k,base}^h$ 为第 k 个服务区 h 时刻下的基础负荷; $P_{k,EV}^h$ 为第 k 个服务区 h 时刻下的电动汽车充电功率; P_{\max} 为系统接入最大功率。

3.3 基于动态车流量感知的充电桩优化权重调整方法

为了更好地平衡充电桩建设成本和用户等待时间成本, 避免优化结果对某一目标的过度偏向, 本文提出了一种基于车流量的动态权重调整方案。通过动态调整目标函数中的权重, 能够根据实际车流量和充电需求的变化, 使得优化过程在不同情景下实现合理的目标平衡。

3.3.1 动态权重调整的原理

在本文中, 充电桩建设成本和用户等待时间成本分别作为两个优化目标。这两个目标在数量级和影响范围上存在较大差异, 若简单将其权重设定为 1, 可能会导致某一目标对最终优化结果的主导作用。为了解决这一问题, 本文引入了动态权重调整机制, 通过调整权重系数来平衡两者在不同场景下的相对重要性。

具体而言, 权重的变化与车流量密切相关。车流量的变化反映了用户充电需求的波动, 特别是在节假日、高峰期等特殊时段, 车流量较大, 用户等待时间成本更加突出。而在平时, 建设成本对优化结果的影响则较为显著。

3.3.2 极值归一化方法

在多目标优化中, 充电桩建设成本 C_{build} 与用户等待成本 C_{wait} 往往不在同一数量级, 直接相加会因量纲不一致导致“一边倒”效应。为平衡各目标的影响, 本文采用极值归一化对两项目标函数进行无量纲化处理。规划期内建设成本和等待^[33]成本的经验最小值和最大值分别为 $C_{\text{build, min}}$ 、 $C_{\text{build, max}}$ 以及 $C_{\text{wait, min}}$ 、 $C_{\text{wait, max}}$, 则可构造归一化指标 Z_1 和 Z_2 如下:

$$Z_1 = \frac{C_{\text{build}} - C_{\text{build, min}}}{C_{\text{build, max}} - C_{\text{build, min}}} \quad (31)$$

$$Z_2 = \frac{C_{\text{wait}} - C_{\text{wait, min}}}{C_{\text{wait, max}} - C_{\text{wait, min}}} \quad (32)$$

式中： Z_1 与 Z_2 分别表示建设成本和等待成本的相对量值。通过上述归一化处理，可以消除不同目标量纲差异对优化求解的影响，确保后续各目标权重分配的合理性。

3.3.3 基于车流量的动态权重计算方法

在本文中，通过调节系数和车流量来动态计算目标权重^[34]。具体的计算公式如下：

$$\omega_1 = \frac{1}{1 + \alpha \times T_f} \quad (33)$$

$$\omega_2 = 1 - \omega_1 \quad (34)$$

式中： ω_1 和 ω_2 分别表示充电桩建设成本和用户等待时间成本的权重； T_f 是日均断面交通量； α 为调节系数，用于控制车流量对权重变化的影响程度。

3.3.4 优化目标函数构建

在实际工程中，优化目标应以原始成本为基础，以确保投资决策的可行性和准确性。因此，根据动态权重调整机制，本文构建了以下优化目标函数：

$$F = \omega_1 \times F_1 + \omega_2 F_2 \quad (35)$$

为了兼顾桩建设成本与用户等待时间成本两项目标，并避免因量纲差异造成的“一边倒”现象，本文引入了单位化综合成本 J ，如下式^[35]：

$$J = \omega_1 Z_1 + \omega_2 Z_2 \quad (36)$$

需要注意的是，本文提出的单位化综合成本仅作为算法性能比较与灵敏度分析的指标，不参与实际工程量的计算过程，也不影响充电桩数量的选型决策。通过在不同车流条件下对 J 的计算和比较，可以验证动态权重机制在平衡建设成本与等待成本方面的有效性，从而为实际工程提供理论依据。

4 算例分析及模型求解

4.1 系统介绍及参数设置

本文以华东地区某段高速公路为研究对象，该路段包含10个节点和4个服务区，如图1所示。路网结构中，节点1至10分别代表高速公路的出入口。假设该路网自上而下为正行驶方向，针对该段高速公路服务区的电动汽车充电负荷进行预测。

本文根据2023年新能源汽车市场的销售数据，选取了在市场占据显著份额，并且适用于高速公路行驶条件的车型。考虑到实际使用需求和性能，本文排除了那些续航里程较短的纯电动汽车以及混合动力新能源汽车。假设服务区充电站建设的充电桩都为90 kW快速充电桩，具体的车辆信息以及参数见表1。表1所列车辆型号及其对应技术参数（快充

功率、电池容量）均采集自各制造商官方发布的2024年最新版技术规格手册。

表1 不同车辆的具体参数
Table 1 Specific parameters of different vehicles

车型	快充功率/kW	电池容量/kWh
Model Y	90	78.4
海豚	60	44.9
海鸥	40	38.9
AION Y	90	51.9
Model 3	90	78.4
秦 PLUS EV	80	57.0
宋 PLUS EV	90	71.7
秦 EV	80	47.5
大众 ID.3	90	52.8
红旗 E-QM5	90	82.0

为获取高速公路多服务区充电桩优化规划模型的最优解，本文基于预测的各服务区充电负荷数据，对不同充电桩配置下的用户等待时间成本与投资者成本进行了对比分析。在MATLAB环境中，利用YALMIP工具箱调用商业求解器CPLEX，对模型进行了求解。模型参数详见表2。表2中参数主要参考中国电动汽车充电基础设施发展年度报告^[36]、高速公路服务区充电设施建设相关文件及行业调研数据^[37-38]。

表2 EVCS规划优化参数
Table 2 EVCS siting and capacity determination parameters

变量	数值	变量	数值
C_T /万元	100	k_1 /(万元/m ²)	1.05
C_p /万元	3	k_2 /(万元/m ²)	1.10
μ	0.25	k_3 /(万元/m ²)	0.95
γ	0.3	k_4 /(万元/m ²)	1.15
δ_i /(元/h)	30.58	P /kW	90
ψ	0.7	σ	0.1
α	2		

4.2 考虑节假日因素高速公路服务区负荷预测

结合所选路段的通行数据及建设背景，本文以日均车流量作为关键交通特征指标。历史数据显示，该路段日均车流量为3.00万辆，考虑节假日因素后同比增长26.3%，达到3.789万辆；鉴于截至2023年底中国电动汽车保有率为31.6%，但长途出行场景中的占有率约为25%，由此可推算该路段电动汽车的

日均断面流量约为0.95万辆。通过计算得到充电负荷,如图5所示。

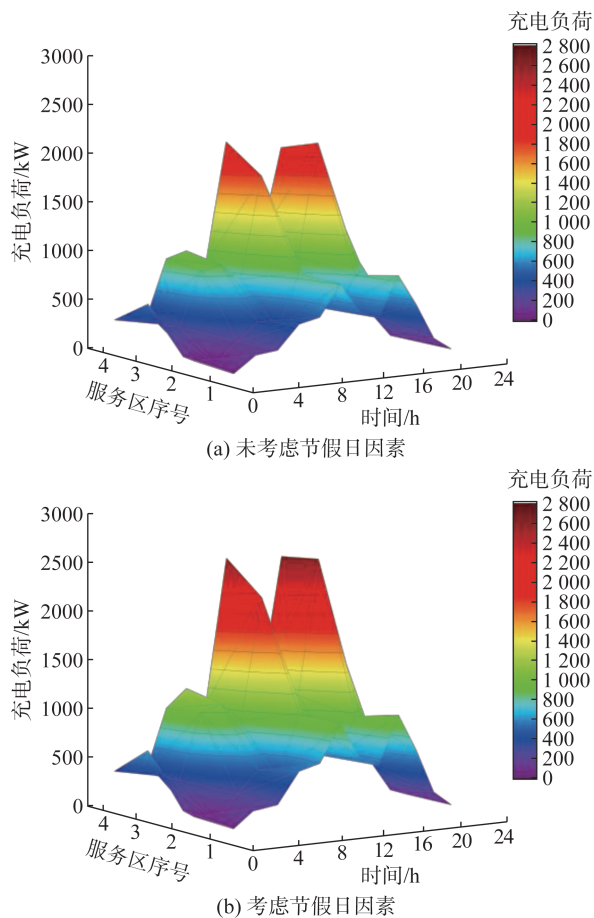


图5 电动汽车充电负荷预测结果对比

Fig. 5 Comparison of electric vehicle charging load forecasting results

图5展示了在考虑节假日因素的情况下,高速公路服务区充电负荷的时空分布情况。从图中可以明显看出,充电负荷在空间和时间上呈现出显著的规律性。在空间维度上,图5(a)清楚地揭示了充电负荷随行程的不同阶段而变化的趋势。尤其是在行程的后半段(服务区3和4),由于电池电量逐渐耗尽,负荷水平显著高于行程初期的服务区(服务区1和2)。这种变化规律充分反映了用户充电需求的特征,即后半程的电池电量不足成为负荷增大的主要驱动因素。在时间维度上,图5(b)清晰显示了充电负荷的“双峰”现象。具体来看,10:00—13:00和17:00—20:00是充电负荷的两个高峰期,而00:00—08:00则为充电低谷期。节假日情景下,全日充电负荷较平日增加了26.3%,且“双峰”负荷的峰值更高、持续时间更长,反映了节假日出行量的激增对充电需求的放大效应。

为了量化模型在节假日场景下的性能优势,本文在负荷预测精度与鲁棒性两个维度进行了对比验

证。在电量演化环节,借助实时车流密度动态修正充电焦虑系数(阈值区间0.20~0.50),使得车辆SOC预测误差降至4.7%,较未引入车流密度修正的基准模型减少48.9%。该机制不仅保证了全日负荷轮廓的整体契合,还使模型能够在节假日“双峰”高峰段(10:00—13:00,17:00—20:00)将峰值偏差控制在5.2%以内,相比于基准模型降低了48%。在鲁棒性评估中,基于多次蒙特卡罗仿真的多场景抽样结果显示,模型输出负荷的标准差仅2.8 kW,较传统排队论预测框架降低57%。

4.3 EVCS的规划结果及分析

本文对不同服务区的充电桩数量进行了分析,预测了投资者成本和用户等待时间成本,预测结果如图6所示。

由图6可知,在服务区1中,随着充电桩数量从5个增加到12个,用户平均等待时间显著减少,而投资成本逐渐增加。具体来看,当充电桩数量为5个时用户平均等待时间接近45 min,而当充电桩数量增加到11个时基本满足了用户高峰时段的充电需求,因此等待时间降为零。类似的趋势也出现在其他三个服务区中,随着充电桩数量的增加,用户平均等待时间显著减少,而投资成本逐渐增加。这一趋势表明,充电桩数量的增加可以显著提升服务区内的充电效率,减少用户等待时间。然而,伴随着充电桩数量的增加,投资成本也在逐渐上升。因此在提高用户满意度的同时,投资者必须考虑成本的增加。

上述数据与图表清晰显示,充电桩数量对用户等待时间与投资成本具有显著影响:随着充电桩数量的增加,用户等待时间大幅缩短,从而提升了充电效率与满意度;与此同时,投资成本也呈现出相应的上升趋势。因此,在充电桩布局优化过程中,必须在用户时间成本与建设成本之间实现权衡。为此,本文引入单位时间用户等待成本参数,并基于该参数设计了动态权重调整机制,使模型能够根据不同交通与需求场景灵活分配两类成本权重,确保建设成本与用户等待成本的最优平衡。表3揭示了车流量变化对充电桩建设成本和用户等待时间成本之间权重分配的显著影响。随着车流量的逐步增加,充电桩建设成本的权重 ω_1 逐渐减小,相应地,用户等待时间成本的权重 ω_2 随车流量的增加而逐渐增大。

基于服务区充电桩配置的综合加权优化成本分析如表4所示。由表4可知,各服务区在不同充电桩数量配置下的综合加权优化成本表现出明显的非线性变化趋势,呈现出“先下降后上升”的规律,这表明合理的充电桩数量规划对优化成本具有显著影响。

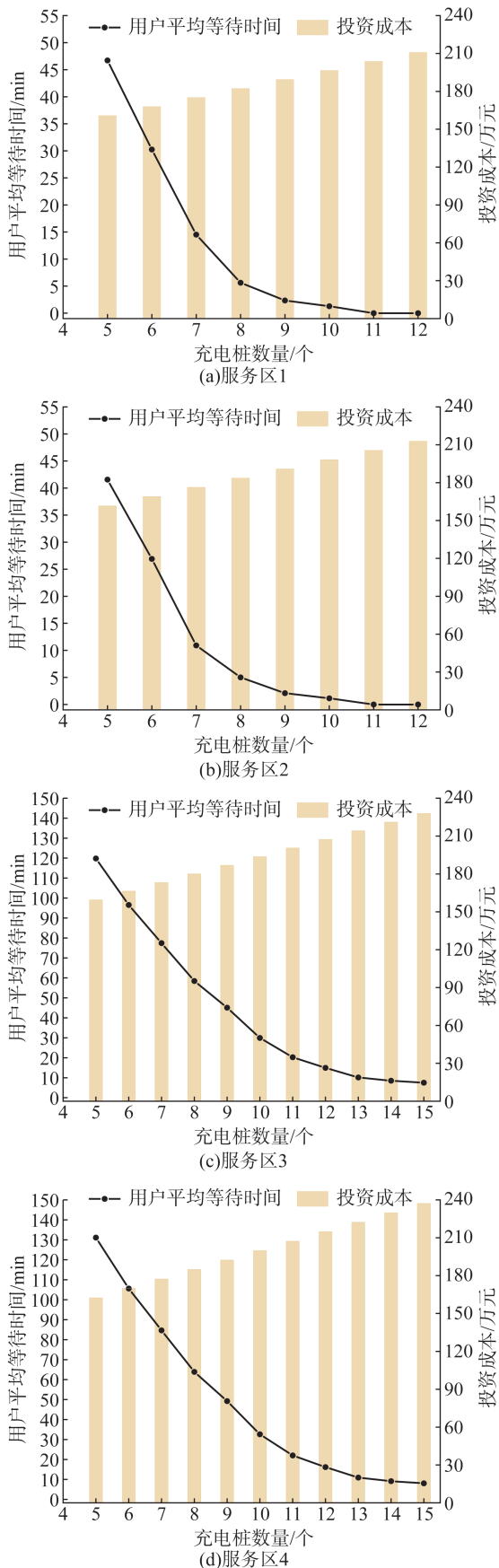


图6 各服务区用户等待时间、投资成本与充电桩数量关系

Fig. 6 The relationship between user waiting time, investment cost, and the number of charging piles in various service areas

表3 车流量、动态权重调整策略与优化目标的关联性分析
Table 3 The relationship between traffic flow and dynamic weight adjustment on the impact of optimization objectives

T_i /万辆	ω_1	ω_2
0.70	0.416 667	0.583 333
0.75	0.400 000	0.600 000
0.80	0.384 615	0.615 385
0.85	0.369 231	0.630 769
0.90	0.353 658	0.646 342
0.95	0.338 983	0.661 017
1.00	0.325 000	0.675 000

具体而言,在服务区1和服务区2中,分别配置8个和7个充电桩时达到最低优化成本,分别为63.5952万元和63.2477万元;而在服务区3和服务区4中,最低优化成本出现在配置11个充电桩时,分别为77.2721万元和80.4219万元。

表4 基于服务区充电桩配置的综合加权优化成本分析
Table 4 Comprehensive weighted optimization cost analysis based on service area charging pile configuration

充电桩个数	综合加权优化成本/万元			
	服务区1	服务区2	服务区3	服务区4
5	69.462 3	68.088 5	93.761 2	98.509 4
6	66.621 9	65.882 3	88.931 3	93.213 3
7	64.015 6	63.247 7	85.395 3	89.335 8
8	63.595 2	63.836 9	81.906 5	85.509 4
9	64.976 8	65.389 3	80.166 1	83.598 6
10	67.062 4	67.567 6	77.861 4	81.070 2
11	69.080 5	69.686 4	77.272 1	80.421 9
12	71.508 5	72.169 5	78.031 7	81.252 4
13	73.936 4	74.652 5	78.954 2	82.260 7
14	76.364 4	77.135 6	80.861 8	84.349 6
15	78.792 4	79.618 6	82.976 8	86.664 7

表5展示了在不同车流量情况下,服务区最优配置时的充电桩总数量、总投资建设成本、总等待时间成本以及单位化综合成本的变化趋势。可以看出,在低车流量条件下(如0.7万辆/日),综合优化成本较低,单位化综合成本也相对较低,这表明在此情况下系统主要关注于充电桩建设成本;而随着车流量的逐步增大,单位化综合成本的增长反映了系统根据车流量的变化动态调整权重系数,等待成本权重逐渐增加,这保证了在高车流量情况下,优化方案能够优先考虑减少等待时间,而不会因为建设成本过大而忽视用户体验。通过归一化处理,有效解决了建设成本和等待成本数量级差异过大的问题。归一

化后的单位化综合成本不仅可以比较不同权重下的优化效果,还避免了目标量纲差异而导致的优化不平衡。对于传统固定权重方法,无法对两项成本之间的差异进行动态调节,容易导致某一目标(例如建设成本)对优化结果起主导作用,而动态权重方法则能自动调整目标之间的平衡,确保优化结果更加合理。

表 5 动态目标权重机制下不同车流条件的各个成本比较
Table 5 The comparison of various costs under different traffic conditions with the dynamic objective weighting mechanism

T_i /万辆	总充电桩数/个	总投资建设成本/万元	总等待时间成本/万元	单位化综合成本
0.70	27	564.5	20.1	0.27
0.75	29	604.9	22.1	0.29
0.80	31	645.2	23.8	0.33
0.85	33	685.5	25.5	0.36
0.90	35	725.8	27.2	0.39
0.95	37	766.2	29.0	0.40
1.00	39	806.5	30.7	0.42

敏感性因素对服务区最优充电桩配置的影响分析如表 6 所示。表 6 的数据显示,充电桩数量的最优配置受到行程位置引发的用户行为差异、区域负荷分布特性等多重因素影响。具体而言:

1)行程位置的核心作用:后半程服务区(服务区 3、4)因电动汽车电池电量衰减至焦虑阈值(见 2.1 节模型),触发充电需求概率显著升高,导致其区域负荷占比(32%~33%)是前半程服务区(15%~20%)的 1.6~2.2 倍。

2)负荷分布对配置的直接影响:高负荷占比直接推升充电桩需求,后半程服务区需配置 11 个充电桩(综合加权优化成本为 77.3 万~80.4 万元),而前半程仅需 7~8 个(综合加权优化成本为 63.2 万~63.6 万元)。

表 6 敏感性因素对服务区最优充电桩配置的影响分析
Table 6 Impact analysis of sensitivity factors on optimal charging pile configuration in service areas

服务区	行程位置	节假日峰值负荷占全路段比例/%	最优充电桩数量	最优综合加权优化成本/万元
1	前半程	15	8	63.592 0
2	前半程	20	7	63.247 7
3	后半程	32	11	77.272 1
4	后半程	33	11	80.421 9

5 结 论

针对工作日与节假日高速公路充电需求的显著

差异,本文构建了兼顾负荷预测与充电桩优化的一体化框架。通过华东地区某段高速公路的实证研究,完成了以下工作:

1)结合地理信息系统和实际交通流量数据,构建了出行概率矩阵,并引入充电焦虑系数,采用蒙特卡罗方法模拟电动汽车行驶中的随机因素,从而建立了服务区充电负荷预测模型。出行概率矩阵与充电焦虑系数的引入,使得模型更加贴合实际场景,特别是在节假日高流量情景下,提升了充电负荷的预测精度。

2)基于预测结果,本文提出了一种多服务区充电桩优化配置模型,该模型综合考虑了建设成本、运行维护成本以及用户等待时间成本,并采用车流量动态权重调整机制,以实现投资成本与用户满意度之间的有效平衡。优化结果表明,适度增加充电桩数量能够显著缩短高峰时段用户的等待时间。然而,增加桩数同时也带来了建设成本和运营成本的上升,因此需要在优化配置过程中找到最合适的桩数配置,以确保成本和用户满意度的双重最优。

3)本文提出的充电桩优化配置方法及框架,能够有效减少用户排队时间,并降低建设和运维成本,为充电基础设施的规划与建设提供了理论依据和实践指导。

本研究主要面向高速公路服务区场景构建充电负荷预测与桩位优化框架,其假设条件与数据来源均贴合高速交通流特征,因此在商业区、居民区等城市静态停车环境下的适用性仍待验证;同时,模型仅考虑常规功率充电桩,尚未纳入近年快速发展的超快(≥ 350 kW)直流充电技术。后续工作将针对不同土地使用类型与高功率设备特性进行扩展,以提升模型的通用性和前瞻性。

利益冲突声明 (Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明 (Authors' Contributions):

李振坤、肖天宇进行了研究设计,完成实验并分析数据,参与论文写作和修订;宋治儒、张智泉参与了论文写作和修订。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6 参 考 文 献

- [1] 石天琛,杨焯,刘明光,等.基于有限信息的电动汽车用户充电行为特征识别[J].电力建设,2024,45(10):69-77.
SHI Tianchen, YANG Ye, LIU Mingguang, et al. Identification of charging behavior characteristics of electric vehicle users based on

- limited information [J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(10): 69-77.
- [2] 茆美琴, 林晨, 王吉文, 等. 大规模电动汽车参与区域电网深度调峰的分层可交易能源控制策略[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(11): 4187-4201.
MAO Meiqin, LIN Chen, WANG Jiwen, et al. Hierarchical transactive energy control strategies for deep peak regulation in regional power grid with large-scale electrical vehicles [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(11): 4187-4201.
- [3] 邢强, 陈中, 冷钊莹, 等. 基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(2): 534-550.
XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, et al. Route planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(2): 534-550.
- [4] 刘巍伟, 周羽生, 周文晴, 等. 考虑异方差性的城市电网电动汽车充电负荷预测[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(15): 54-63.
LIU Weiwei, ZHOU Yusheng, ZHOU Wenqing, et al. Charging load forecasting for electric vehicles in urban power grid considering heteroscedasticity [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(15): 54-63.
- [5] 罗澍忻, 麻敏华, 蒋林, 等. 考虑多时间尺度数据的中长期负荷预测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(S1): 11-19.
LUO Shuxin, MA Minhua, JIANG Lin, et al. Medium and long-term load forecasting method considering multi-time scale data [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(S1): 11-19.
- [6] 段秦尉, 何祥针, 潮铸, 等. 基于集合经验模态分解和Q学习策略的短期负荷预测模型[J]. *现代电力*, 2025, 42(2): 360-368.
DUAN Qinwei, HE Xiangzhen, CHAO Zhu, et al. Short-term load forecasting model based on ensemble empirical mode decomposition and Q learning strategy [J]. *Modern Electric Power*, 2025, 42(2): 360-368.
- [7] 丁乐言, 柯松, 张帆, 等. 考虑出行需求和引导策略的电动汽车充电负荷预测[J]. *电力建设*, 2024, 45(6): 10-26.
DING Leyan, KE Song, ZHANG Fan, et al. Forecasting of electric-vehicle charging load considering travel demand and guidance strategy [J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(6): 10-26.
- [8] 董晓红, 孔华志, 丁飞, 等. 考虑电池老化的电动汽车中长期充电负荷预测方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(13): 109-119.
DONG Xiaohong, KONG Huazhi, DING Fei, et al. Medium-and long-term charging load forecasting method for electric vehicles considering battery aging [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(13): 109-119.
- [9] 李帅兵, 朱宇辰, 谭九鼎, 等. 计及负荷时空特性的高速公路链式微网光-储-充容量优化配置方法[J]. *电网技术*, 2025, 49(7): 2768-2778.
LI Shuaibing, ZHU Yuchen, TAN Jiuding, et al. Optimal method for photovoltaic-storage-charging capacity configuration of microgrid-in-chain on expressways considering load spatio-temporal characteristics [J]. *Power System Technology*, 2025, 49(7): 2768-2778.
- [10] 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*, 2021, 45(2): 498-509.
TIAN Mengyao, TANG Bo, YANG Xiu, et al. Planning of electric vehicle charging stations considering charging demands and acceptance capacity of distribution network [J]. *Power System Technology*, 2021, 45(2): 498-509.
- [11] 赵峰, 李建霞, 高锋阳. 考虑不确定性的高速公路光储充电站选址定容[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(8): 111-117.
ZHAO Feng, LI Jianxia, GAO Fengyang. Siting and sizing of photovoltaic-storage charging stations on highway considering uncertainties [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(8): 111-117.
- [12] 肖白, 高峰. 含不同容量充电桩的电动汽车充电站选址定容优化方法[J]. *电力自动化设备*, 2022, 42(10): 157-166.
XIAO Bai, GAO Feng. Optimization method of electric vehicle charging stations' site selection and capacity determination considering charging piles with different capacities [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(10): 157-166.
- [13] 刘东林, 王育飞, 张宇, 等. 基于 Huff 模型的电动汽车充电站选址定容方法[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(11): 103-110.
LIU Donglin, WANG Yufei, ZHANG Yu, et al. Siting and sizing method of electric vehicle charging stations based on Huff model [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(11): 103-110.
- [14] 庞松岭, 赵雨楠, 张瑞恩, 等. 市场环境计及用户响应的电动汽车充电站优化运行策略[J]. *电力建设*, 2024, 45(10): 59-68.
PANG Songling, ZHAO Yunan, ZHANG Ruien, et al. The optimal operation strategy of electric vehicle charging stations considering user response in market environment [J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(10): 59-68.
- [15] 张夏韦, 梁军, 王要强, 等. 电动汽车充电负荷时空分布预测研究综述[J]. *电力建设*, 2023, 44(12): 161-173.
ZHANG Xiawei, LIANG Jun, WANG Yaoqiang, et al. Overview of research on spatiotemporal distribution prediction of electric vehicle charging [J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(12): 161-173.
- [16] 赵丽萍. “双碳”目标下高速公路服务区充电桩配置规模测算[J]. *中国公路*, 2023(1): 18-21.
ZHAO Liping. Calculation of charging pile configuration scale in expressway service area under the goal of “double carbon” [J]. *China Highway*, 2023(1): 18-21.
- [17] 李玲, 曹锦业, Nikita Tomin, 等. 计及电动汽车接入的区域综合能源系统双层日前协调优化调度[J]. *电力建设*, 2023, 44(5): 23-33.
LI Ling, CAO Jinye, TOMIN N, et al. Bi-level coordinated day-ahead optimal dispatch of regional integrated energy system considering the integrations of electric vehicles [J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(5): 23-33.
- [18] 万玲玲, 陈中, 王毅, 等. 考虑能量时空转移的城市规模化共享电动汽车充放电优化调度[J]. *电力建设*, 2023, 44(6): 135-143.
WAN Lingling, CHEN Zhong, WANG Yi, et al. Optimal charging and discharging scheduling of urban large-scale shared electric vehicles considering energy temporal and spatial transfer [J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(6): 135-143.
- [19] 马苗苗, 任智伟, 刘立成, 等. 考虑新能源消纳的电动汽车有序充电控制策略[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(8): 94-103.
MA Miaomiao, REN Zhiwei, LIU Licheng, et al. Orderly charging control strategy for electric vehicles considering new energy accommodation [J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2024, 45(8): 94-103.
- [20] 谢桦, 刘哲, 王云嘉, 等. 计及道路交通指数影响的公交充电站充电桩优化配置方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(15):

- 35-43.
XIE Hua, LIU Zhe, WANG Yunjia, et al. Optimal configuration method for charging piles in bus charging stations considering influence of road traffic indices[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(15): 35-43.
- [21] 穆云飞, 金尚婷, 赵康宁, 等. “人-车-桩-路-网”深度耦合下的配电网协同规划与运行优化[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 24-37.
MU Yunfei, JIN Shangting, ZHAO Kangning, et al. Collaborative planning and operation optimization of distribution networks under deep coupling of drivers, vehicles, piles, traffic and networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 24-37.
- [22] 罗平, 杨泽喆, 张嘉昊, 等. 考虑多场景充电需求预测的电动汽车充电站规划[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 368-378.
LUO Ping, YANG Zezhe, ZHANG Jiahao, et al. Electric vehicle charging station planning considering multi-scene charging demand forecasting [J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 368-378.
- [23] 陈立兴, 韩晓新, 季振亚, 等. 高速公路充电网络充电设施运行状态时空预测建模[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 118-124.
CHEN Lixing, HAN Xiaoxin, JI Zhenya, et al. Spatio-temporal forecasting modeling for running status of charging facilities in highway charging network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 118-124.
- [24] 刘超, 李青, 马明明, 等. 基于DATA模型的电动汽车充电需求时空演化规律分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(12): 86-94.
LIU Chao, LI Qing, MA Mingming, et al. Analysis on spatial-temporal evolution law of electric vehicle charging demand based on dynamic activity-travel assignment model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(12): 86-94.
- [25] DONG X H, MU Y F, JIA H J, et al. Planning of fast EV charging stations on a round freeway[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(4): 1452-1461.
- [26] 周健树, 向月, 张新, 等. 基于深度强化学习的高速公路服务区新能源充电站两阶段优化调控策略[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(11): 4130-4144.
ZHOU Jianshu, XIANG Yue, ZHANG Xin, et al. Two-stage optimal dispatch strategy of new energy charging station in highway service area based on deep reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(11): 4130-4144.
- [27] 卢锦玲, 胡兴华, 张学哲, 等. 基于负荷预测和无迹粒子滤波的配电网动态状态估计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(4): 133-140, 158.
LU Jinling, HU Xinghua, ZHANG Xuezhe, et al. Dynamic state estimation of distribution network based on load forecasting and unscented particle filter[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(4): 133-140, 158.
- [28] 叶永盛, 徐燕龙, 李阳, 等. 基于相似周和模态分解的融合模型电动汽车负荷预测[J]. 电网技术, 2025, 49(5): 1910-1919.
YE Yongsheng, XU Yanlong, LI Yang, et al. Electric vehicle load forecasting with fusion model based on similar weeks and mode decomposition [J]. Power System Technology, 2025, 49(5): 1910-1919.
- [29] 黄一修, 肖仕武. 考虑气象因素的高速公路服务区电动汽车充电负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(1): 192-199.
HUANG Yixiu, XIAO Shiwu. Forecasting of electric vehicle charging load in highway service areas considering meteorological factors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(1): 192-199.
- [30] 胡俊杰, 李儒州, 刘雪涛. 基于用户决策行为模拟的服务区充电站定容规划研究[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 4242-4253.
HU Junjie, LI Ruzhou, LIU Xuetao. Research on capacity planning of charging and swapping stations in a service area based on the simulation of users' decision-making behavior [J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 4242-4253.
- [31] HUSSAIN A, LU Q C, RIZVI S S, et al. Short term demand forecasting of electric vehicle charging stations using context aware temporal transformer model [J]. Scientific Reports, 2025, 15: 36652.
- [32] 石文婷. 基于时空信息的高速公路出入口交通车流量预测[J]. 西部交通科技, 2020(11): 175-179.
SHI Wenting. Traffic flow prediction of expressway entrance and exit based on spatio-temporal information [J]. Western China Communications Science & Technology, 2020(11): 175-179.
- [33] HOUALEF A R, DELAVERNHE F, SENOUCI S M, et al. Data-driven, personalized route planning for connected electric vehicles: Optimizing time, energy, and charging stops[J]. Applied Energy, 2025, 402: 126887.
- [34] JAMIL A R M, NOWER N. Dynamic weight-based multi-objective reward architecture for adaptive traffic signal control system [J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2022, 20(2): 495-507.
- [35] MATKOVIC D, MATIJASEVIC PILSKI T, CAPUDER T. Dynamic pricing strategy based on day-ahead charging demand forecasts[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2025, 44: 101897.
- [36] 中国电动汽车充电基础设施促进联盟. 2023—2024中国电动汽车充电基础设施发展年度报告[R]. 北京: 中国电动汽车充电基础设施促进联盟, 2024.
- [37] 国务院办公厅. 国务院办公厅关于进一步构建高质量充电基础设施体系的指导意见[Z]. 北京: 国务院办公厅, 2023.
- [38] 交通运输部. 关于加快推进2024年公路服务区充电基础设施建设工作的通知[Z]. 北京: 交通运输部, 2024.

收稿日期: 2025-05-13 修回日期: 2025-06-18

作者简介:

李振坤(1982),男,教授,博士生导师,通信作者,主要研究方向为配电网规划运行、分布式电源并网、海上风电, E-mail: lzk021@163.com;

肖天宇(2001),男,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车充放电技术;

宋治儒(2000),男,硕士研究生,主要研究方向为车网互动技术、电动汽车灵活负荷管理;

张智泉(1984),男,博士,讲师,主要研究方向为综合能源系统优化运行、多能市场运营方法。

(编辑 魏希辉)