

# 考虑用户决策更新的电动汽车充换电负荷预测

葛乐<sup>1</sup>, 陆颖<sup>1</sup>, 王明深<sup>2</sup>, 邹凌岳<sup>1</sup>, 涂善卿<sup>1</sup>

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 南京 211167;  
2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 南京 211103)

**摘要:** 随着我国电动汽车应用场景的多元化, 不同类型电动汽车的出行行为异质性及补电需求差异性增强, 导致充换电负荷预测难度加大。鉴于此, 提出一种计及用户决策更新与有限理性的多类型电动汽车充换电负荷预测方法。构建车辆出行链-能耗模型-选站策略融合机制, 对电动私家车、出租车、公务车的出行特性与补电偏好差异化建模, 实现异质车辆群体的充换电负荷预测。仿真结果表明: 该负荷预测模型能够计算充换电负荷时空分布, 且所提用户决策更新策略可有效节省用户补电成本, 并减少用户行驶成本。

**关键词:** 电动汽车; 负荷预测; 充换电; 用户决策

**DOI:** 10.19585/j.zjdl.202510013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## EV charging and battery swapping load forecasting considering user decision updating

GE Le<sup>1</sup>, LU Ying<sup>1</sup>, WANG Mingshen<sup>2</sup>, ZOU Lingyue<sup>1</sup>, TU Shanqing<sup>1</sup>

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211103, China)

**Abstract:** The diversification of electric vehicle (EV) applications in China has intensified the heterogeneity in travel behaviors and refueling demands across different EV types, significantly complicating charging/swapping load forecasting. To address this challenge, this paper proposes a novel load forecasting method for multi-type EVs that incorporates user decision updating and bounded rationality. A novel integrated framework is developed, combining travel chains, energy consumption models, and station selection strategies. Differential modeling of travel patterns and refueling preferences is implemented for private EVs, electric taxis, and electric official vehicles. Simulation results demonstrate that the model accurately capture the spatiotemporal distributions of charging/swapping loads. Furthermore, the decision-updating mechanism effectively reduces users' refueling costs and travel costs.

**Keywords:** EV; load forecasting; charging and battery swapping; user decision

## 0 引言

随着一系列旨在推动新能源发展的文件相继出台, 以电动汽车为首的新能源汽车, 以其低碳环保、经济智能等优点, 在汽车产业内得到广泛关注<sup>[1-2]</sup>。随着电动汽车市场的迅速扩张, 其充换电负荷对交通及电网的影响日益显著<sup>[3]</sup>。大规模电动汽车的接入不仅增加了交通压力<sup>[4]</sup>, 还加剧了电网负荷峰谷差<sup>[5]</sup>, 降低了电网运行经济性<sup>[6]</sup>。而充换电负荷预测能为电网稳定运行、充换电基础设施合理布局及制定适宜的充换电定价策略提供有力的数据支撑。

目前, 针对电动汽车充换电负荷预测的现有

研究主要分为机理模型驱动方法、基于人工智能的数据驱动方法、机理数据融合驱动预测方法3类<sup>[7]</sup>。机理模型驱动方法基于用户的出行特性, 结合蒙特卡洛法、出行链、排队论等方法, 模拟用户在一定时间段和一定区域内的出行规律, 得到充电负荷的时空分布。文献[8-9]考虑用户的出行特性, 通过出行链理论将用户出行行为特性与路网信息融合来预测充电负荷; 文献[10-13]采用蒙特卡罗法预测电动汽车的充电负荷, 为充电站规划及充电引导提供数据支撑。基于人工智能的数据驱动方法则是依靠大量历史数据和人工智能算法进行负荷预测。文献[14]采用改进的K-means聚类方法来提取电动汽车充电负荷的数据结构和特征, 继而采用Bi-LSTM(双向长短期记忆网络)模型对具有时间特征的充电负荷进行预测; 文献[15-19]将LSTM(长短期记忆网络)与GCN

(图卷积神经网络)、SVR(支持向量回归)等方法结合,对电动汽车充电负荷进行预测,提高了预测精度。而机理数据融合驱动预测方法则是将用户出行特性与人工智能算法结合,可提升充电负荷在时间和空间维度上的预测精度。文献[20]基于电动汽车历史充电数据和用户参与电动汽车与电网互动意愿的调查数据,并基于随机森林算法的分类模型,区分车网互动计划时段内电动汽车的充放电行为,并分别预测电动汽车的充放电容量;文献[21]考虑不同类型电动汽车充电行为特征以及电动汽车与充电站之间的时空耦合关系,建立基于改进随机森林的电动汽车充电需求预测模型。综上,在预测充换电负荷时,现有大部分文献仅考虑用户的充电需求或换电需求,忽略了用户同时存在充电或换电需求的情况对补电需求预测结果的影响。

在基于机理模型驱动方法预测充换电负荷的文献中,文献[8]和文献[12]通过电动汽车的SOC(荷电状态)判定用户是否有补电需求,若用户产生补电需求则直接在目的地补电,未考虑用户决策过程;文献[9]考虑车主的心理预期,利用累积决策权重函数提出包含多参考点的出行决策效用模型,但未考虑用户在行驶途中的决策更新行为;文献[22]通过充电需求引力模型来描述电动汽车的路径规划与选站过程。综上,现有文献虽然考虑了用户在选择充换电站和行驶路径时的决策方法,但大部分决策方法未考虑不同类型电动汽车之间偏好的差异性,导致决策方式较为单一,且现有文献未能充分考虑多类型车辆在实际运行过程中,由于交通路况、电价波动等因素改变选站与路径规划的行为对充换电负荷的影响。

针对上述问题,本文提出一种考虑电动汽车选站与路径决策更新的充换电负荷预测模型。首先,搭建单体电动汽车模型及动态交通路网模型,考虑多类型电动汽车在实际生活中的选站与路径规划行为,分析不同类型电动汽车的行驶偏好,利用层次分析法对各类车辆的行驶时间、行驶距离、行驶能耗进行赋权,并计及用户决策时的有限理性,通过累积前景理论模拟用户决策行为;其次,为更加贴合实际,考虑用户在行驶过程中的决策更新行为;最后,通过算例仿真获得研究

区域一天内的充换电负荷预测结果,并验证所提决策更新策略的有效性。

## 1 单体电动汽车及交通路网模型

### 1.1 单体电动汽车模型

本文按照电动汽车用途,将其分为私家车、出租车、公务车3类。下面对这3类电动汽车的出行特性、补电行为特性及行驶能耗进行分析。

#### 1.1.1 出行特性分析

如图1所示,对于电动汽车,可通过时间链、空间链和能量链描述其出行过程。本文以NHTS(美国全国家庭出行调查)的出行数据和西安市城市交通发展年度报告的数据为参考<sup>[23-24]</sup>,以西安市中心城区为研究区域,基于出行链分析电动私家车、出租车和公务车的出行特性。



图1 电动汽车出行链示意图

Fig.1 Schematic diagram of EV travel chain

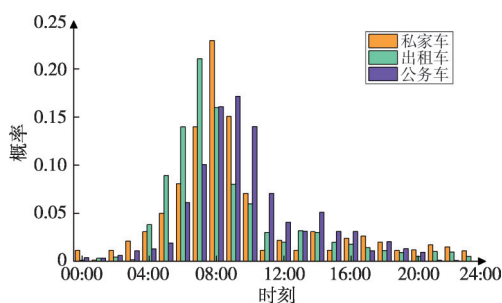


图2 电动汽车首次出行时间分布

Fig.2 Distribution of initial travel times for EVs

3类电动汽车的首次出行时间分布如图2所示。本文采用高斯分布来拟合3类电动汽车的首次出行时间,高斯分布的概率密度函数形式如式(1)所示:

$$f(t) = a_1 \exp \left[ -\left( \frac{t - b_1}{c_1} \right)^2 \right] + a_2 \exp \left[ -\left( \frac{t - b_2}{c_2} \right)^2 \right] \quad (1)$$

式中： $t$ 为时间； $a_1$ 和 $a_2$ 为该函数的峰值； $b_1$ 和 $b_2$ 为函数取得峰值时对应的横坐标； $c_1$ 和 $c_2$ 为函数的半宽信息。

1.1.2 停留时长

出租车由于运营需求，不会在某个地点停留过长时间，因此，本文假设出租车的停留时长服从均匀分布 $U(3,15)$ 。而私家车和公务车的停留时长，会根据车辆类型及出行目的而改变。拟合停留时长数据，得到其概率分布，可近似认为其服从正态分布，概率密度函数为：

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{(t-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (2)$$

式中： $\sigma_i$ 为正态分布的标准差； $\mu_i$ 为正态分布的均值。电动私家车和电动公务车的正态分布参数取值如表1所示。

表1 电动私家车、公务车停留时长分布参数

Table 1 Distribution parameters of dwell duration for private and official EVs

电动汽车类型	住宅区		工作区		商业区及休闲娱乐区	
	$\mu_i$	$\sigma_i$	$\mu_i$	$\sigma_i$	$\mu_i$	$\sigma_i$
私家车	8.54	1.15	7.58	1.79	3.84	2.13
公务车	—	—	3.31	1.75	3.31	1.75

1.1.3 出行链类型

1)电动私家车

对于电动私家车来说，其出行链往往以家为起、终点，形成一个闭环。根据西安居民出行及通勤习惯，可将其出行链分为如表2所示的3类<sup>[25]</sup>。其中，H表示居民区，W表示工作单位或学校，S表示商业区，L表示休闲娱乐场所。

表2 私家车出行链类型及占比

Table 2 Travel chain types and distribution for private EVs

出行链类型	占比/%
H-W-H	49.9
H-W+S/L-H	23.1
H-S/L-H	27

2)电动出租车

对于出租车而言，其出行链较为复杂，且在各功能区之间的转移行为具有较强的随机性。因此，本文基于OD(源点-终点)矩阵刻画出租车的出行链，其出行OD矩阵可以表示为：

$$D_i = \begin{bmatrix} d_{HH} & d_{HW} & d_{HS} & d_{HL} \\ d_{WH} & d_{WW} & d_{WS} & d_{WL} \\ d_{SH} & d_{SW} & d_{SS} & d_{SL} \\ d_{LH} & d_{LW} & d_{LS} & d_{LL} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中： $D_i$ 为 $t$ 时段出租车的OD矩阵； $d_{p_1 p_2}$ 为出租车从功能区 $p_1$ 行驶至功能区 $p_2$ 的概率。

3)电动公务车

对于电动公务车而言，其行驶路线相对固定且集中在特定区域，主要的出行链类型有 $W_1-W_2-W_1$ 、 $W-S/L-W$ 两种，各类出行链占比如表3所示<sup>[26]</sup>。

表3 公务车出行链类型及占比

Table 3 Travel chain types and distribution for official EVs

出行链类型	占比/%
$W_1-W_2-W_1$	45.6
$W-S/L-W$	54.4

1.1.4 补电行为特性分析

电动私家车主要用于个人及家庭出行，可以选择在家庭充电桩慢充、在公共充电桩快充或在换电站换电，其补电频率通常为“一日一充”。

电动出租车具有高频率、长时间连续运营的特点。为减少运营中断时间，通常在午间休息期间及夜间快速补电，其补电模式一般为快充或换电，补电频率通常为“一日两充”。

电动公务车多用于公务出行，日行驶里程较短，且在公务执行完成后大多返回单位慢充，“一日一充”即可满足其第二天的行驶需求。

1.1.5 能耗模型

1)速度-能耗关系

文献[27]根据某地交通路网的实测数据，分析了不同道路类型下电动汽车行驶能耗的差异，并对其建模分析，得到速度、道路等级与能耗之间的关系式，公式如式(4)所示：

$$E_v = \frac{\alpha}{v} + \beta v + \omega v^2 + \lambda \quad (4)$$

式中： $E_v$ 为不同道路等级下，电动汽车的单位里程能耗； $v$ 为电动汽车的行驶速度； $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\omega$ 、 $\lambda$ 为速度能耗系数。

2)温度-能耗关系

电动汽车的能耗会随环境温度的变化而变化，文献[28]拟合不同地区电动汽车的真实行驶数据

与环境温度之间的关系, 构建能耗与环境温度之间的关系式, 公式如式(5)所示:

$$E_T = \sum_{n=0}^5 a_n (1.8T_{en} + 32)^n \quad (5)$$

式中:  $E_T$  为不同环境温度下电动汽车的单位里程能耗;  $T_{en}$  为环境温度;  $a_n$  为温度能耗系数。

### 3) 综合能耗公式

综合考虑电动汽车行驶速度、道路等级和环境温度对其能耗的影响, 以  $20^\circ\text{C}$  为参考环境温度, 列写电动汽车单位里程下的综合能耗关系式, 如式(6)所示:

$$E_{com} = \frac{E_T}{E_{T20}} E_v \quad (6)$$

式中:  $E_{com}$  为电动汽车的单位里程综合能耗;  $E_{T20}$  为电动汽车在环境温度为  $20^\circ\text{C}$  时的单位里程能耗。

## 1.2 交通路网模型

### 1.2.1 交通路网拓扑结构

实际路网在不同时段的交通流量会对电动汽车的行驶速度产生影响, 从而改变电动汽车的行驶能耗和行驶时间。因此, 本文引入速度-流量模型来搭建动态交通路网模型, 模拟交通路网的实际运行情况<sup>[29]</sup>, 其表达式为:

$$\begin{cases} v_{ij}(t) = \frac{v_{ij,max}}{1 + \left(\frac{Q_{ij}(t)}{C_{ij}}\right)^{\mu_v}} \\ \mu_v = k_1 + k_2 \left(\frac{Q_{ij}(t)}{C_{ij}}\right)^{k_3} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $v_{ij}(t)$  为  $t$  时段道路  $ij$  的行驶速度;  $v_{ij,max}$  为道路  $ij$  的零流量速度;  $Q_{ij}(t)$  为  $t$  时段道路  $ij$  的车流量;  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$  为道路的自适应系数。

根据不同时段不同路段的行驶速度可得到各路段的行驶时间和行驶能耗, 进一步获得动态交通路网模型:

$$\begin{cases} G_t = (N, E, W_t) \\ N = \{n_i | n_i = 1, 2, \dots, N_{node}\} \\ E = \{(n_i, n_j) | n_i \in N, n_j \in N, i \neq j\} \\ W_t = \{W_{ij} | n_{ij} \in E\} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $G_t$  为交通路网拓扑, 它包含  $N$ 、 $E$ 、 $W_t$  三个元素, 其中,  $W_t$  表示动态路网权重集合, 该权重包含各路段的长度和随时间动态变化的行驶时

间、行驶能耗。

### 1.2.2 功能区划分

本文研究区域为西安市中心城区。在数据收集环节, 本文借助 OSM(开放街道地图) 获取了研究区域的道路矢量信息及基本地形数据。将以上数据导入到 ArcGIS 地理空间平台进行分析处理, 仅保留快速路、主干道、次干道、支路, 最终生成研究所用交通路网。

完成道路的筛选与处理后, 将交通路网图按照  $300\text{ m} \times 300\text{ m}$  的大小划分网格, 共得到 880 个网格。从高德地图开放平台获取研究区域内的 POI(兴趣点) 数据后, 对其进行重新分类, 并计算各网格内 POI 的频数密度和类型比例, 以确定其所属功能区。式(9)、式(10)为频数密度和类型比例的计算方法<sup>[30]</sup>:

$$F_p = \frac{s_p}{S_p} \quad (9)$$

$$C_p = \frac{F_p}{\sum_{p=1}^4 F_p} \quad (10)$$

式中:  $p$  为 POI 重新分类后的类型, 共 4 类, 分别为居民区、商业区、工作区、休闲娱乐区;  $s_p$  为该网格中第  $p$  类的 POI 数量;  $S_p$  为第  $p$  类的 POI 总数;  $F_p$  为该网格中第  $p$  类的 POI 数量占该类型 POI 总数的频数密度;  $C_p$  为第  $p$  种类 POI 的频数密度占单元内所有类型 POI 频数密度的比例。

## 2 多类型电动汽车充换电负荷时空预测模型

### 2.1 换电站电池调度策略

在任意时间段内, 换电站内的电池总量恒为  $N_{bss}$  块。按照其工作状态将其分为 3 类, 分别是待充电、充电电池、满电电池, 如图 3 所示。

根据电池状态分类情况, 换电站内电池状态的转移关系式可表示为:

$$\begin{cases} n_{t+1}^{wait} = n_t^{wait} + n_{t+1}^{chg} - n_{t+1}^{cha,1} \\ n_{t+1}^{cha} = n_t^{cha} + n_{t+1}^{cha,1} - n_t^{cha} \\ n_{t+1}^{full} = n_t^{full} + n_t^{cha} - n_{t+1}^{chg} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $n_{t+1}^{wait}$ 、 $n_{t+1}^{cha}$ 、 $n_{t+1}^{full}$  分别为  $t+1$  时段内待充电电池、充电电池、满电电池的数量;  $n_t^{wait}$ 、 $n_t^{cha}$ 、 $n_t^{full}$  分别表示  $t$  时段余留的待充电电池、充电电池、满电电池的数量;  $n_{t+1}^{chg}$  为  $t+1$  时段内的换电电池数量。

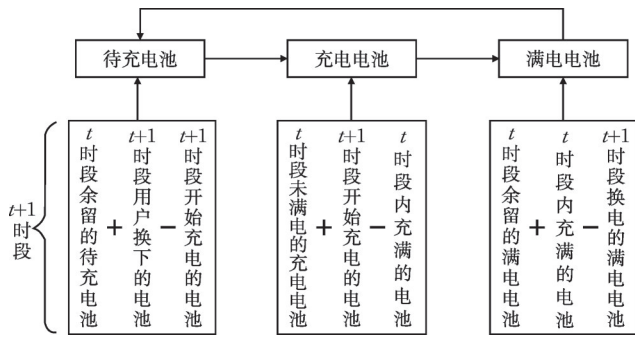


图3 换电站电池状态分类

Fig.3 Battery state classification at battery swap stations

假设换电站内所有电池均为同一规格，各电池的实际性能差异不做考虑，制定电池调度策略如下：

1) 对于待充电电池，按照SOC由低到高的顺序进行充电，且当充电仓有空闲位置时，立即补充待充电电池。

2) 针对换电服务，若 $t+1$ 时段的满电电池数量 $n_{t+1}^{\text{full}}$ 大于等于换电需求量 $D_{b,t+1}$ ，则将 $D_{b,t+1}$ 个电池用于换电服务；反之，将 $n_{t+1}^{\text{full}}$ 个电池用于换电服务后，不足的数目由充电电池中满足式(12)的电池按照SOC由大到小进行补充。

$$S_{\text{chg},\min} \leq S_{\text{chg}} \leq 1 \quad (12)$$

式中： $S_{\text{chg},\min}$ 为电动汽车用户可接受的换电电池SOC下限； $S_{\text{chg}}$ 为换电电池的SOC。

### 3) 非满电电池补偿机制

由于使用非满电电池换电对用户来说是一种损失，因此需给予用户一定的补偿，补偿成本计算方式如式(13)所示：

$$C_d = e_{b,t}(1 - \rho_b) \quad (13)$$

式中： $C_d$ 为补偿费用； $e_{b,t}$ 为 $t$ 时段的换电价格； $\rho_b$ 为换电费用的折扣率，其大小取决于非满电电池与满电电池之间的电量缺额 $S_{b,\rho}$ ，即：

$$S_{b,\rho} = 1 - S_{\text{chg}} \quad (14)$$

规定缺额越大，折扣率越小，本文采用Richards模型来确定折扣率的大小：

$$\rho_b = \frac{1}{1 + \exp[-r_b(S'_{b,\rho} - S_{b,\rho})]} \quad (15)$$

式中： $r_b$ 为折扣率系数， $r_b=0.35$ ； $S'_{b,\rho}$ 为折扣率曲线的拐点， $S'_{b,\rho}=12.5\%$ 。

用户最终需根据换电度数支付电费和电费。换电度数 $\Delta P_{\text{bs}}$ 指的是换电前后两块电池的电量之

差，即：

$$\Delta P_{\text{bs}} = E_0(S_{\text{chg}} - S_0) \quad (16)$$

式中： $S_0$ 为电动汽车换电前的SOC。由此可计算电动汽车用户的实际换电成本：

$$C_{\text{bs}} = e_{b,t}\Delta P_{\text{bs}} - C_d \quad (17)$$

$$e_{b,t} = e_{0,t} + e_{\text{bs},t} \quad (18)$$

式中： $C_{\text{bs}}$ 为电动汽车用户的实际换电成本； $e_{0,t}$ 和 $e_{\text{bs},t}$ 分别为分时电价和换电服务费。

此外，电池调度应满足电池总数约束和充电电池数量约束，如式(19)、式(20)所示：

$$n_t^{\text{wait}} + n_t^{\text{cha}} + n_t^{\text{full}} = N_{\text{bss}} \quad (19)$$

$$n_t^{\text{cha}} \leq Z_b \quad (20)$$

式中： $Z_b$ 为换电站内总的充电仓数量。

## 2.2 考虑路径规划的用户选站模型

电动汽车用户在选择充换电站时会综合考虑补电成本和行驶成本，下面对其计算方式进行阐述。

### 2.2.1 综合补电成本

换电费用均由对应时段的充换电价格和用户的充换电度数计算得出，换电费用可由式(17)计算得出。同理，充电费用计算方式为：

$$C_{\text{cs}} = E_0(e_{0,t} + e_{\text{cs},t})(S_{\text{end}} - S_0) \quad (21)$$

式中： $e_{0,t}$ 和 $e_{\text{cs},t}$ 分别为分时电价和充电服务费； $S_{\text{end}}$ 为电动汽车充电完成后的SOC。

电动汽车用户到达充换电站后的等待时间 $T_w$ 包含其排队时间 $T_{\text{queue}}$ 与补电时间 $T_{\text{cb}}$ ，其计算方式如式(22)~(24)所示：

$$T_w = T_{\text{queue}} + T_{\text{cb}} \quad (22)$$

$$T_{\text{queue}} = \begin{cases} 0, n_{k_{\text{cb}}} < c_{\text{cb}} \\ T_{\text{avr}} \cdot \lfloor n_{k_{\text{cb}}}/c_{\text{cb}} \rfloor + T_{\text{cb},\min}, n_{k_{\text{cb}}} \geq c_{\text{cb}} \end{cases} \quad (23)$$

$$T_{\text{cb}} = \begin{cases} \frac{(S_{\text{end}} - S_0)E_0}{\eta_{\text{ch}}P_{\text{ch}}}, \text{充电站} \\ \frac{1}{12}, \text{换电站} \end{cases} \quad (24)$$

式中： $T_{\text{avr}}$ 为电动汽车的平均补电时长； $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整； $T_{\text{cb},\min}$ 为充换电站内正接受服务的电动汽车剩余的最短补电时间，若充换电站 $k_{\text{cb}}$ 内的电动汽车数量 $n_{k_{\text{cb}}}$ 小于补电设施数量 $c_{\text{cb}}$ ，则电动汽车的等待时间为0，否则，根据式(23)计算排队时间； $S_{\text{end}}$ 为电动汽车完成充电后的SOC； $\eta_{\text{ch}}$ 为充电桩的充电效率； $P_{\text{ch}}$ 为充电桩的功率。

由于充换电成本与等待时间的量纲不同, 经归一化后再相加得到如式(25)所示综合补电成本:

$$C_{ev} = \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} + \frac{T_w - T_{w,\min}}{T_{w,\max} - T_{w,\min}} \quad (25)$$

式中:  $C_{ev}$  为用户的综合补电成本;  $C$  为补电成本;  $C_{\min}$  和  $C_{\max}$  分别为所有充换电站补电成本的最大值和最小值;  $T_{w,\min}$  和  $T_{w,\max}$  分别为所有充换电站等待时间的最大值和最小值。

### 2.2.2 行驶成本

本文根据 3 类电动汽车对行驶距离、行驶能耗以及行驶时间的偏好, 对三者赋权, 得到不同用户在该路径的行驶成本。由于距离、能耗、时间三者的量纲不同, 采用归一化处理以消除不同量纲的参数对后续数据分析产生的影响, 计算公式如式(26)所示:

$$P_{\text{total}} = \omega_1 \sum_{r=1}^R \frac{l_r - l_{\min}}{l_{\max} - l_{\min}} + \omega_2 \sum_{r=1}^R \frac{e_r - e_{\min}}{e_{\max} - e_{\min}} + \omega_3 \sum_{r=1}^R \frac{t_r - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (26)$$

式中:  $P_{\text{total}}$  为路径的行驶成本;  $R$  为组成路径的路段数量;  $l_r$ 、 $e_r$ 、 $t_r$  分别为路径中第  $r$  段路径的长度、行驶能耗、行驶时间;  $l_{\min}$ 、 $e_{\min}$ 、 $t_{\min}$  分别为所有路段中的最短路段长度、最低行驶能耗、最短行驶时间;  $l_{\max}$ 、 $e_{\max}$ 、 $t_{\max}$  分别为所有路段中的最长路段长度、最高行驶能耗、最长行驶时间;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$  分别为行驶距离、行驶能耗、行驶时间的权重, 且  $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。

基于动态交通路网模型, 通过式(26)将动态路网权重  $W_T$  综合为  $P_{\text{total}}$ , 并以其作为 Dijkstra 算法中各边的权重来计算最短路径。最短路径各路段的权重之和即为用户的行驶成本  $D$ , 可表示为:

$$F_{\text{di}} = D = \min P_{\text{total}} \quad (27)$$

现实生活中, 电动汽车用户在进行选站和路径规划决策时往往达不到“最大化”和“最优”的程度, 而只能达到“满意”程度<sup>[9]</sup>, 因此本文基于有限理性的概念, 通过累积前景理论来描述用户的充换电决策过程。由于电动汽车用户在进行补电时通常更加注重成本, 该成本主要包括行驶成本和综合补电成本, 故电动汽车用户进行充换电决策的综合价值函数如式(28)所示:

$$V_{\text{com}} = \omega_d V_d + \omega_c V_c \quad (28)$$

式中:  $V_{\text{com}}$  为综合价值函数;  $V_d$  和  $V_c$  分别为行驶

成本价值函数和综合补电成本价值函数<sup>[31]</sup>, 可分别表示为式(29)和式(30);  $\omega_d$  和  $\omega_c$  分别为行驶成本权重系数、综合补电成本权重系数, 且  $\omega_d + \omega_c = 1$ 。

$$V_d = \begin{cases} (D_{\text{ref}} - D)^{\alpha_1}, & D < D_{\text{ref}} \\ -\lambda_1 (D - D_{\text{ref}})^{\beta_1}, & D \geq D_{\text{ref}} \end{cases} \quad (29)$$

$$V_c = \begin{cases} (C_{\text{ref}} - C)^{\alpha_1}, & C < C_{\text{ref}} \\ -\lambda_1 (C - C_{\text{ref}})^{\beta_1}, & C \geq C_{\text{ref}} \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $D_{\text{ref}}$  为用户可接受的最高行驶成本;  $C_{\text{ref}}$  为用户可接受的最高综合补电成本;  $D$  为行驶成本;  $C$  为综合补电成本;  $\alpha_1$  和  $\beta_1$  分别为用户在收益和损失情况下的风险偏好系数, 其中  $\alpha_1 > 0$ ,  $\beta_1 < 1$ ;  $\lambda_1$  为损失厌恶系数, 且  $\lambda_1 \geq 1$ 。

由于人们在实际决策时一般会高估小概率事件, 低估大概率事件, 使实际的决策权重与客观概率  $p$  存在一定偏差, 故需对概率进行加权, 概率权重函数的计算如式(31)–(34)所示:

$$W(p)^+ = \frac{p^\gamma}{(p^\gamma + (1-p)^\gamma)^{\frac{1}{\gamma}}} \quad (31)$$

$$W(p)^- = \frac{p^\delta}{(p^\delta + (1-p)^\delta)^{\frac{1}{\delta}}} \quad (32)$$

$$\pi_f^+ = W^+(p_f + \dots + p_n) - W^+(p_{f+1} + \dots + p_n), \\ 0 \leq f \leq n, \pi_n^+ = W^+(p_n) \quad (33)$$

$$\pi_f^- = W^-(p_{-m} + \dots + p_f) - W^-(p_{-m} + \dots + p_{f-1}), \\ 1 - m \leq f \leq 0, \pi_{-m}^- = W^-(p_{-m}) \quad (34)$$

式中:  $p$  为事件出现的客观概率;  $W(p)^+$  和  $W(p)^-$  为用户的主观感知概率;  $\gamma$  和  $\delta$  分别为风险收益态度系数和风险损失态度系数;  $\pi_f^+$  和  $\pi_f^-$  为用户处于收益和损失时的决策权重函数;  $n_1$  和  $n_2$  分别为收益情形和损失情形的数量。根据文献[32]及大量研究结果设定参数:  $\alpha_1 = 0.88$ ,  $\beta_1 = 0.88$ ,  $\lambda_1 = 2.25$ ,  $\gamma = 0.61$ ,  $\delta = 0.69$ 。

各备选方案的累积前景值计算如式(35)所示:

$$C_{\text{PV}} = C_{\text{PV}}^+ + C_{\text{PV}}^- \quad (35)$$

将式(28)、式(31)–(34)代入, 则式(35)表示为:

$$C_{\text{PV}} = \sum_{f=0}^{n_1} V_{\text{com}} \pi_f^+ + \sum_{f=n_2}^0 V_{\text{com}} \pi_f^- \quad (36)$$

根据累积前景理论, 用户将从所有的充换电

方案中选择累积前景值最大的作为最佳方案，即：

$$C_{PVs} = \max \{C_{PV1}, C_{PV2}, \dots, C_{PVM}\} \quad (37)$$

### 2.3 选站及路径规划动态更新策略

实际出行过程中，用户的路径选择行为会受到路况适应性和充换电价格动态性的双重影响：一方面，用户倾向于规避路况复杂、需频繁启停的路段以降低行驶时间和能耗，当检测到不利路况时会重新规划路径；另一方面，充换电站服务价格的实时波动也会促使用户调整选站决策。为此，本文考虑用户在第一次选站和路径规划后，由于路况变化或充换电价格改变而对充换电站和路径选择进行更新的行为，当道路平均车速降至预设临界值或目标充换电站服务费用发生变化时，系统将重新计算可达充换电站及最优路径，从而更真实地模拟用户在实际出行中的动态决策行为，提升路径规划模型的现实适用性。重新计算的条件如下：

$$v_{ij} \leq \begin{cases} 50, \text{快速路} \\ 30, \text{主干道} \\ 25, \text{次干道} \\ 20, \text{支路} \end{cases} \quad (38)$$

$$e'_{cb} \neq e_{cb} \quad (39)$$

式中： $e_{cb}$ 和 $e'_{cb}$ 分别为变动前、后的充换电服务费。当满足式(38)、式(39)任一条件时，重新计算用户的最佳选站及路径规划方案，将新方案告知用户后，用户根据式(40)判断是否更新决策：

$$\begin{cases} C'_{PVs} > C_{PVs}, \text{更新决策} \\ C'_{PVs} \leq C_{PVs}, \text{不更新决策} \end{cases} \quad (40)$$

### 2.4 充换电负荷时空预测模型

通过叠加同一时段、同一节点的充电负荷或换电站电池充电的充电负荷，可以得到该时间段该节点的负荷预测结果。当电动汽车选择充电时，该充电桩所在节点的充电负荷 $P_{cs}^{n_e}(t)$ 可表示为：

$$P_{cs}^{n_e}(t) = \sum_{e=1}^{n_e} P_{cs}^{e,n}(t) \quad (41)$$

式中： $P_{cs}^{e,n}(t)$ 为 $t$ 时段内电动汽车 $e$ 在路网节点 $n_e$ 充电的充电负荷； $n_e$ 为 $t$ 时段内在该节点充电的电动汽车数量。

同理，当电动汽车选择换电时，换电站所在路网节点的换电负荷 $P_{bss}^{n_i}(t)$ 可表示为：

$$P_{bss}^{n_i}(t) = \sum_{q=1}^{n_b} P_{bss}^{q,n_i}(t) \quad (42)$$

式中： $P_{bss}^{q,n_i}(t)$ 为 $t$ 时段内在路网节点 $n_i$ 的换电站充电仓的充电负荷； $n_b$ 为 $t$ 时段内在该换电站充电的电池数量。

利用用户决策模型结合蒙特卡洛法，对电动私家车、出租车和公务车的充换电负荷进行仿真计算，负荷预测流程如图4所示。

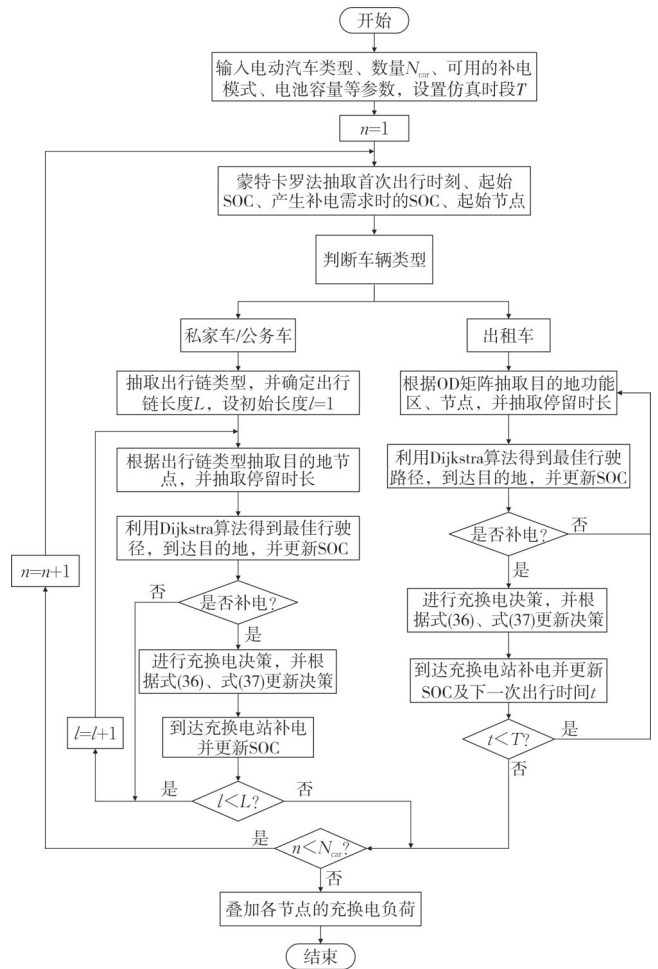


图4 充换电负荷预测流程

Fig.4 Flowchart of charging and battery swapping load forecasting

## 3 算例结果与分析

### 3.1 参数设置

图5、图6分别为本文的研究区域路网拓扑图和功能区分布图，该区域共包含100个道路节点和166条道路。图中标记A、B、C、D处分别为充电站A、B、C和换电站D所在位置，其中充电站A、

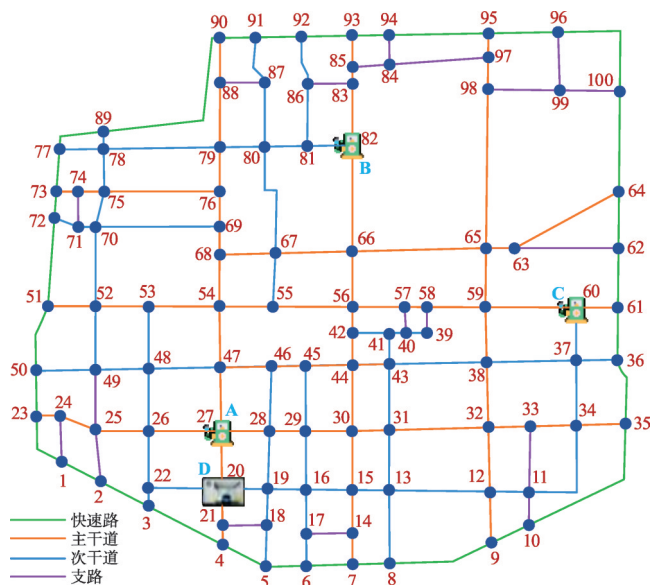


图5 研究区域路网拓扑图

Fig.5 Road network topology of the study area

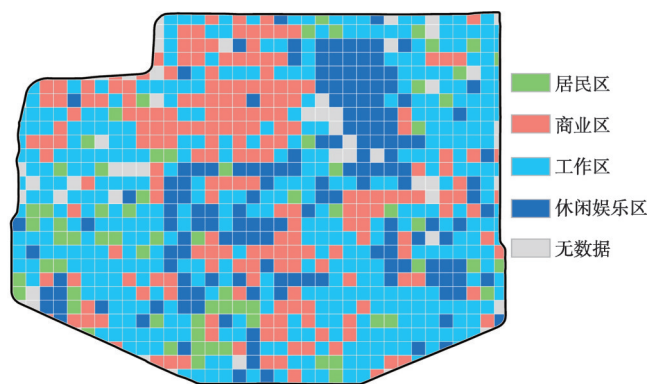


图6 功能区分布情况

Fig.6 Functional zone distribution

B、C的充电桩个数分别为16个、20个、20个，均为快充桩，充电功率为60 kW，家庭及单位充电桩均为慢充桩，充电功率为21 kW，所有充电桩充电效率均为0.95。假设换电站规模较大，有3个换电位置，配有100块电池可供替换，且配有60个充电桩，充电桩的额定充电功率为25 kW。

本文设置电动汽车总量为800辆，电动私家车、出租车、公务车的占比分别为50%、40%、10%，其中70%的用户为充电电动汽车，剩余的30%为充换电电动汽车，所有电动汽车用户的电池容量均为100 kWh。3类电动汽车首次出行时间的拟合参数及路径规划时的权重如表4、表5所示。本文参考西安中心城区部分充电站服务费价

格，并结合分时电价，设定各站的充换电价格，如图7所示。

表4 电动汽车首次出行时间拟合分布参数

Table 4 Fitted distribution parameters for initial travel times of EVs

车辆类型	$a_1/h^{-1}$	$b_1/h$	$c_1/h$	$a_2/h^{-1}$	$b_2/h$	$c_2/h$
私家车	0.187	7.981	1.719	0.022	9.782	15.260
出租车	0.179	6.984	2.020	0.029	11.520	7.293
公务车	0.145	8.627	2.074	0.039	11.480	7.037

表5 路径规划权重表

Table 5 Table of weights for route planning

电动汽车类型	出行目的	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$
私家车	通勤	0.075 2	0.183 0	0.741 8
	其他	0.126 0	0.457 9	0.416 1
出租车	—	0.081 3	0.134 9	0.783 8
公务车	—	0.078 6	0.262 8	0.658 6

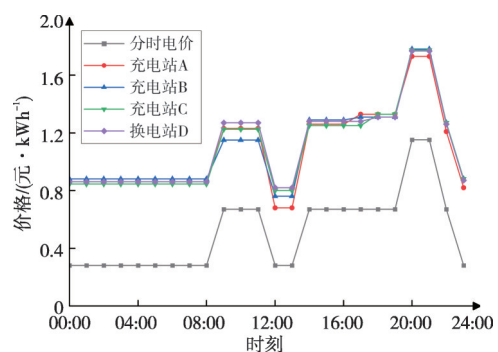


图7 分时电价及充换电价格

Fig.7 Time-of-use price and charging and battery swapping price

### 3.2 算例分析

#### 1) 用户决策更新结果分析

由于在电动汽车行驶期间过于频繁地更新用户决策不符合实际情况，故本文假设每个用户最多进行一次决策更新。下面通过对比用户更新与不更新决策两种场景下的行驶成本和补电成本，验证本文所提充换电决策模型的有效性。

图8为道路车速越限前后的用户决策对比。电动汽车用户在完成第一次充换电决策后，决策结果为按照规划的路线“14→7→8→9→10→11→33→34→37→60”行驶至充电站C。当用户行驶至快速路8-9路段时，由于该路段的车速降低至41.98 km/h，超出该道路等级的车速阈值，故重新为用户计算选站和路径。用户重新决策的结果

为在节点9处更新路径，新路径为“9→12→11→34→37→60”。由图可知，新路径避开了该时段的拥堵路段，由原本拥堵的9-10路段改为9-12路段。

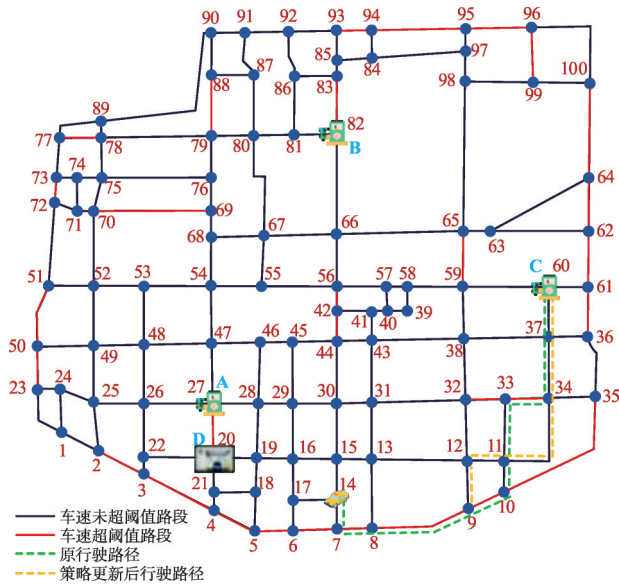


图8 道路车速越限前后用户决策对比

Fig.8 Comparison of user decisions before and after the road speed exceeds the limit

表6为决策更新前后，用户行驶距离、行驶能耗及行驶时间的对比。可以看出，用户修改行驶路径后，虽然其行驶距离和行驶能耗分别增加了2.1%和7.8%，但行驶时间却缩短了20.3%。这是由于用户未按原计划继续在拥堵路段行驶，所以节省了部分行驶时间。

表6 用户决策更新前后行驶成本对比

Table 6 Travel cost comparison before and after user decision updates

场景	行驶距离/km	行驶能耗/kWh	行驶时间/min
不更新决策	8.44	2.05	23.40
更新决策	8.62	2.21	18.66

图9为补电价格变动前后用户决策对比。用户在进行第一次充换电决策时，决策结果为按照规划的路线“44→42→56→66→82”行驶至充电站B。12:00时，充换电服务费发生变化，因此需要重新为用户计算选站和路径的条件。用户重新决策的结果为在节点42处更新选站及路径，更新后的选站为位于节点27的充电站A，新路径为“42→44→45→29→28→27”。

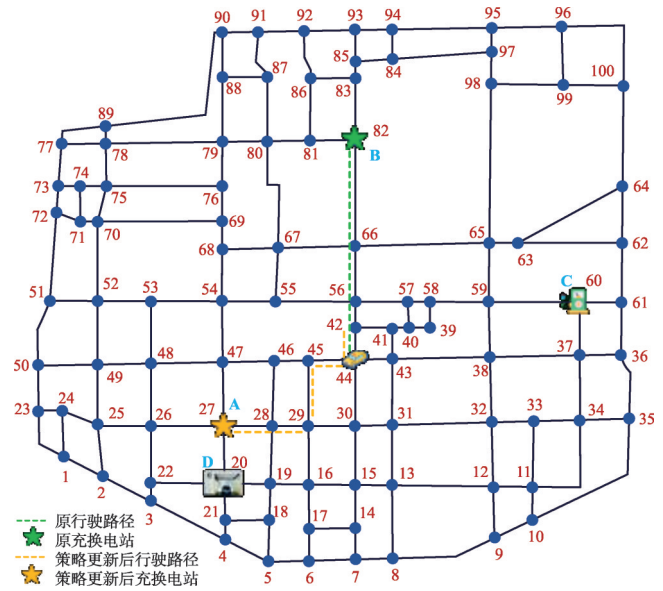


图9 补电价格变动前后用户决策对比

Fig.9 Comparison of user decisions before and after refueling price change

如表7所示，用户决策更新后，虽然等待时间增加了2.9%，但较不更新决策时，行驶距离减少了7.4%，行驶能耗减少了15.4%，行驶时间减少了9.5%，补电费降低了17.4%。由上述分析可知，本文所提用户决策更新策略对降低用户行驶成本及补电成本均有效。

表7 用户决策更新前后行驶成本及补电成本对比

Table 7 Travel and refueling cost comparison before and after user decision updates

场景	行驶距 离/km	行驶能 耗/kWh	行驶时间 /min	等待时间 /min	补电费用 /元
不更新决策	4.70	1.56	9.35	64.24	46.82
更新决策	4.35	1.32	8.46	66.14	38.66

## 2) 充换电负荷预测结果分析

在不考虑用户决策更新时，研究区域内各充电站的负荷预测结果如图10所示。可以看出，充电站A的充电高峰位于14:00—16:00和22:00—24:00之间，充电站B的充电高峰位于10:00—15:00和18:00—21:00之间，充电站C的充电高峰位于17:00—20:00和22:00—24:00之间。除以上负荷高峰外，各站在凌晨的充电负荷也较高。这是由于大部分出租车司机的下班时间较晚，且为了满足第二天的行驶需求，一般都选择在下班后立即充电，此时大量的充电负荷涌入电网，导

致夜间负荷升高。由以上分析可知, 各充电站的充电负荷均呈现含多个负荷高峰的特点, 但充电高峰出现的时间段有所差别。这一方面是源于各充电站所处功能区不同, 而不同类型电动汽车在各功能区的出行特性也不同, 从而导致充电需求有差异; 另一方面是因为各充电站的服务费定价不同, 价格上的差异使得用户更倾向于选择费用较低的充电站充电。

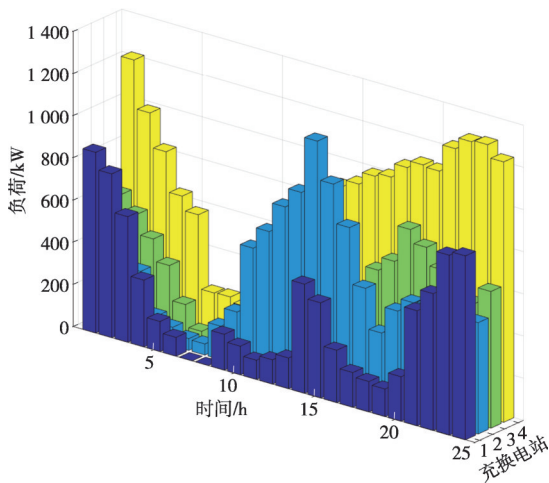


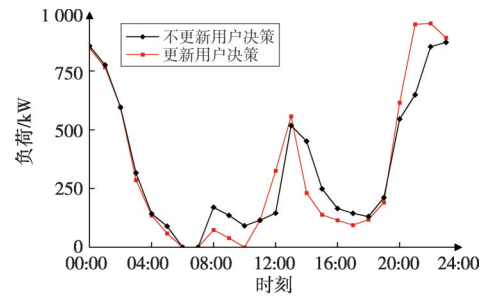
图 10 不考虑决策更新的负荷预测结果

Fig.10 Load forecasting results without decision updates

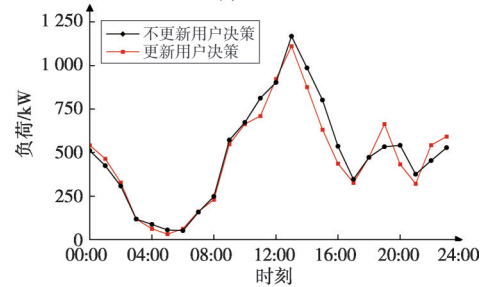
此外, 换电站在凌晨的负荷变化趋势与充电站相近, 但在 10:00—24:00 的各时间段内, 其负荷一直处在较高的数值, 且呈现出缓慢上升的趋势。这是由于换电站的运营模式与充电站不同, 当用户选择在换电站补电时, 只需 5 min 就可以完成补电过程, 而在充电站则需要花上数倍的时间才能获得与换电相同的电量。较高的服务速度使得换电站充电电池的数量逐渐上升, 最终使其充电负荷高于充电站负荷。

图 11 为 4 个充换电站在考虑用户决策更新前后的负荷预测结果对比。可以看出, 考虑用户的决策更新行为后, 充换电负荷的时空分布发生了变化。这是因为当不考虑决策更新行为时, 若用户在电价改变或道路车速未超阈值前做出了选站和路径规划决策, 而在行驶途中发生电价升高或车速超阈值的情况, 用户只能按照原计划, 花费更多的行驶成本或补电成本。而考虑用户决策更新后, 当充换电服务费发生变化时, 用户可以选择舍弃原本补电价格较高的充换电站或行驶成本

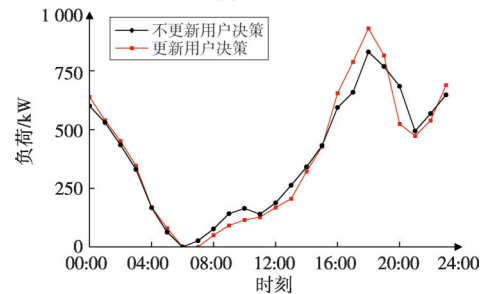
较高的路径, 而选择补电价格相对较低的站点或行驶成本较低的道路。



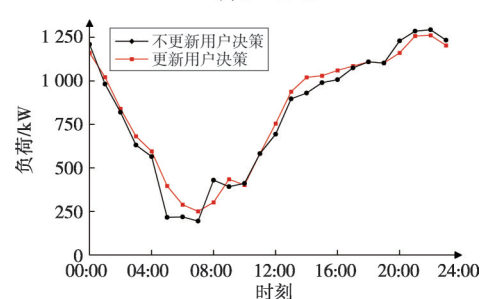
(a) 充电站A



(b) 充电站B



(c) 充电站C



(d) 换站D

图 11 用户更新决策前后充换电站负荷对比

Fig.11 Charging and swapping station load comparison before and after user decision updates

## 4 结论

本文考虑了不同类型电动汽车用户的出行特性、补电特性、行驶偏好及有限理性, 同时计及电动汽车在行驶途中的决策更新行为, 搭建了考

考虑多类型电动汽车决策更新的充换电负荷预测模型,并通过仿真算例对比了考虑用户决策更新前后的充换电负荷预测结果。所得结论如下:

1)提出了选站及路径规划动态更新策略。考虑交通路况及充换电价格变化对用户决策的影响,当用户所处道路的车速超过阈值或充换电价格变化时,更新用户决策。算例结果表明,本文所提用户决策更新策略能够有效降低用户补电成本,并减少用户行驶成本。

2)提出了考虑多类型电动汽车决策更新的充换电负荷预测模型。考虑了不同类型电动汽车的出行特性及其对行驶距离、行驶能耗和行驶时间的偏好。同时,结合考虑用户有限理性的累积前景理论和本文所提决策更新策略,得到用户选站及路径规划的决策结果,并叠加负荷,得到充换电负荷的时空分布。结果表明,所提模型能够用于预测充换电负荷的时空分布,且电动汽车的充换电负荷分布在考虑用户决策更新前后存在明显差异,该差异主要源于用户对充换电价格的敏感性。

综上所述,本文所提充换电负荷预测模型在考虑用户有限理性及决策更新行为的基础上,实现了对充换电负荷时空分布的合理预测,可为充换电站选址、运营商制定定价策略、配电网弹性运营提供参考。本文所提用户决策更新策略是基于固定阈值触发的,而实际应用场景下,由于个体认知差异和信息处理延迟等因素,用户对动态信息的响应行为可能呈现异质性。后续研究可结合实时大数据,优化决策更新机制的时效性。

## 参考文献

- [1] 孙瑜歌,丁涛,黄雨涵,等.高比例新能源电力市场不同发展阶段划分及形态结构演进[J].高电压技术,2023,49(7):2725-2743.  
SUN Yuge, DING Tao, HUANG Yuhuan, et al. Development stage division and morphological evolution of power market with high proportion of renewable energy[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2725-2743.
- [2] 袁洪涛,徐潇源,严正,等.电动汽车集中充换电设施规划和优化运行研究综述[J].电力系统保护与控制,2024,52(19):157-174.  
YUAN Hongtao, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, et al. Review of centralized EV charging and battery swapping facility planning and optimal scheduling[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19): 157-174.
- [3] 叶宇剑,吴奕之,胡健雄,等.城市电力-交通耦合系统的联合推演与协同优化:研究综述、挑战与展望[J].中国电机工程学报,2025,45(11):4144-4163.  
YE Yujian, WU Yizhi, HU Jianxiong, et al. Joint prediction and coordinated optimization of integrated urban power distribution and transportation systems: literature review, challenges and prospects [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(11): 4144-4163.
- [4] 刘嘉彦,李祖坤,李畅,等.电动汽车与电力-交通耦合网互动:综述与展望[J].电力科学与技术学报,2024,39(5):12-24.  
LIU Jiayan, LI Zukun, LI Chang, et al. Interaction between electric vehicles and power-transportation coupled networks: current status, challenges and development trends [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 12-24.
- [5] 杨帅,戴朝华,郭爱,等.考虑负荷空间均衡和充电站合作博弈的快速充电定价机制[J].电力系统自动化,2024,48(7):190-200.  
YANG Shuai, DAI Chaohua, GUO Ai, et al. Fast charging pricing mechanism considering load space balance and cooperative game of charging stations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 190-200.
- [6] 范培潇,杨军,温裕鑫,等.考虑电动汽车与微电网参与的配电网双层协调控制策略[J].电力系统自动化,2024,48(19):60-68.  
FAN Peixiao, YANG Jun, WEN Yuxin, et al. Bi-layer coordinated control strategy of distribution network considering participation of electric vehicles and microgrid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(19): 60-68.
- [7] 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.
- [8] 沈筱琦,方鑫,谭林林,等.基于居民出行模拟的电动汽车负荷时空分布预测[J].电力工程技术,2024,43(3):130-139.  
SHEN Xiaochi, FANG Xin, TAN Linlin, et al. Prediction of spatio-temporal distribution of electric vehicle load based on residential travel simulation [J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(3): 130-139.
- [9] 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.
- [10] 王庆园, 崔莉, 王明深, 等. 考虑快慢充负荷特性的电动汽车调峰定价策略[J]. *电力工程技术*, 2023, 42(4):31-40.  
WANG Qingyuan, CUI Li, WANG Mingshen, et al. Peak load regulation pricing strategy of electric vehicle considering fast and slow charging characteristics [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(4):31-40.
- [11] 夏鑫, 钟浩, 张磊, 等. 计及动态电价的电动汽车参与微电网调度双层优化策略[J]. *电力工程技术*, 2024, 43(3):140-150.  
XIA Xin, ZHONG Hao, ZHANG Lei, et al. A two-layer optimization strategy for electric vehicles participating in microgrid scheduling considering dynamic electricity prices [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2024, 43(3):140-150.
- [12] 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.
- [13] 孙亮, 申畅, 朱童生, 等. 考虑交通流量俘获的电动汽车充电负荷预测和充电站规划[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(7):263-270.  
SUN Liang, SHEN Chang, ZHU Tongsheng, et al. Electric vehicle charging load prediction and charging station planning considering traffic flow capture [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(7):263-270.
- [14] XU Z Y, CAO K, LIU Y T, et al. Short-term load prediction of EV charging station based on LSTM recursion [C]//2024 IEEE 2nd International Conference on Power Science and Technology (ICPST). May 9-11, 2024, Dali, China. IEEE, 2024:2068-2073.
- [15] 黄健, 陈建红, 何剑杰, 等. 基于 GCN-LSTM 的电动汽车负荷预测方法[J]. *浙江电力*, 2024, 43(12):59-67.  
HUANG Jian, CHEN Jianhong, HE Jianjie, et al. An EV load forecasting method for using GCN-LSTM [J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(12):59-67.
- [16] 赵子璿, 彭清文, 邓铭, 等. 考虑多因素影响与误差修正的充电站负荷预测[J]. *浙江电力*, 2024, 43(4):21-28.  
ZHAO Zijun, PENG Qingwen, DENG Ming, et al. Load forecasting for charging stations considering multiple influencing factors and error correction [J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(4):21-28.
- [17] 王长春, 王果, 赵倩宇, 等. 考虑分时电价和充电利用率特征的大型电动汽车充电站负荷短期预测方法[J]. *南方电网技术*, 2024, 18(5):75-84.  
WANG Changchun, WANG Guo, ZHAO Qianyu, et al. A short-term load forecasting method for large scale electric vehicle charging stations considering characteristics of charging utilization rate and time-of-use electricity price [J]. *Southern Power System Technology*, 2024, 18(5):75-84.
- [18] 林彦旭, 高辉. 基于 SSA-VMD-BiLSTM 模型的充电站负荷预测方法[J]. *广东电力*, 2024, 37(6):53-61.  
LIN Yanxu, GAO Hui. Load prediction method of charging station based on SSA-VMD-BiLSTM model [J]. *Guangdong Electric Power*, 2024, 37(6):53-61.
- [19] 张延宇, 张智铭, 刘春阳, 等. 基于动态自适应图神经网络的电动汽车充电负荷预测[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(7):86-93.  
ZHANG Yanyu, ZHANG Zhiming, LIU Chunyang, et al. Electric vehicle charging load prediction based on dynamic adaptive graph neural network [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(7):86-93.
- [20] 邓艺璇, 黄玉萍, 黄周春. 基于随机森林算法的电动汽车充放电容量预测[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(21):181-188.  
DENG Yixuan, HUANG Yuping, HUANG Zhouchun. Charging and discharging capacity forecasting of electric vehicles based on random forest algorithm [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(21):181-188.
- [21] GE X L, SHI L, FU Y, et al. Data-driven spatial-temporal prediction of electric vehicle load profile considering charging behavior [J]. *Electric Power Systems Research*, 2020, 187:106469.
- [22] 王强, 毕宇豪, 高超, 等. 融合多方信息的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. *电力建设*, 2025, 46(6):24-37.  
WANG Qiang, BI Yuhao, GAO Chao, et al. Prediction of spatiotemporal distribution of electric vehicle charging load based on multi-source information [J]. *Electric Power Construction*, 2025, 46(6):24-37.
- [23] U.S. Department of transportation, federal highway administration. 2017 National Household Travel Survey [EB/OL]. URL: <http://nhts.ornl.gov>, 2017.
- [24] 邹林. 2023年西安市城市交通发展年度报告[R]. 西安: 西安市自然资源和规划局, 2023.
- [25] 孙皓. 典型历史街区居民出行行为及可持续性交通结构研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2019.  
SUN Hao. Study on traffic travel behavior and sustainable traffic structure in typical historic districts [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2019.
- [26] 温一凡. 不同场景下电动汽车充电负荷预测及充电设施规划[D]. 西安: 西安理工大学, 2024.  
WEN Yifan. Electric vehicle charging load forecasting and charging facility planning in different scenarios [D]. Xi'an:

- Xi'an University of Technology, 2024.
- [27] YAO E J, YANG Z Q, SONG Y Y, et al. Comparison of electric vehicle's energy consumption factors for different road types [J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2013, 2013(1): 328757.
- [28] YUKSEL T, MICHALEK J J. Effects of regional temperature on electric vehicle efficiency, range, and emissions in the United States [J]. *Environmental Science & Technology*, 2015, 49(6): 3974-3980.
- [29] 喻磊, 王锐, 程杉, 等. 基于多主体主从博弈的电动汽车充电双层定价策略[J/OL]. *电力科学与技术学报*, 2024: 1-13. (2024-11-21). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1475.tm.20241121.0910.002.html>.  
YU Lei, WANG Rui, CHENG Shan, et al. Double-layer pricing strategy of electric vehicle charging station based on multi-agent master-slave game [J/OL]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2024: 1-13. (2024-11-21). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1475.tm.20241121.0910.002.html>.
- [30] 李波, 吴菲, 叶樊妮. 基于POI数据的双流区城市用地功能识别及其混合度评价研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2024, 47(11): 41-44.  
LI Bo, WU Fei, YE Fanni. Research on urban land function identification and mixed degree evaluation in Shuangliu district based on POI data [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2024, 47(11): 41-44.
- [31] 柯松, 陈磊, 杨军, 等. 基于半动态交通流模型的电动汽车出行引导策略[J]. *电网技术*, 2023, 47(8): 3362-3380.  
KE Song, CHEN Lei, YANG Jun, et al. Electric vehicles travel guidance strategy based on semi-dynamic traffic flow state model [J]. *Power System Technology*, 2023, 47(8): 3362-3380.
- [32] XING Q, CHEN Z, ZHANG Z Q, et al. Modelling driving and charging behaviours of electric vehicles using a data-driven approach combined with behavioural economics theory [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 324: 129243.

---

收稿日期: 2025-03-29; 修回日期: 2025-05-27

作者简介:

葛乐(1982), 男, 教授, 博士, 研究方向为新能源与主动配电网。

陆颖(1998), 女, 硕士研究生, 研究方向为车网互动技术。(通信作者)

(本文编辑: 孙文文)