[文章编号] 1003－4684(2025)02-0022-06

“车－路－网”耦合下考虑行为决策的出行引导策略

吴铁洲，李宜安

（湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对规模化电动汽车作为交通工具和移动负荷接入交通网和配电网后，为减小大规模电动汽车对交通和电力负荷峰值的影响，提出了一种“车－路－网”耦合下考虑行为决策的出行策略。首先根据电动汽车的大规模接入构建“车－路－网”的耦合模型；然后，基于第三代前景理论，根据耦合系统的运行状态对 EV 用户的行为决策进行分析，并依靠前景指标建立决策模型，以最小的运行成本建立出行引导策略方案。最后，采用 Sioux Falls 城市路网系统与 IEEE33 节点电网系统的耦合作为仿真算例，仿真结果表明，所提出行引导策略能够在负荷高峰时段协调充电负荷的分布和缓解交通压力，并降低 EV 用户的出行和充电成本。

[关键词] 配电网；电动汽车；出行引导；第三代前景理论

[中图分类号] TM732，U491.8 [文献标识码] A

近年来，随着电动汽车在城市交通中的渗透率不断提高和充电设施的不断完善，交通网（transportation networks，TNs）和配电网（power distribution networks，PDNs）之间的耦合关系进一步加强[1]，“车－路－网”的耦合也逐渐加深[2]，且大规模电动汽车的出行需求和充电需求可能导致交通网和配电网在负荷高峰时期同时出现拥塞[3]。因此，为了提高耦合网络的运行性能，需要对用户的出行和充电行为进行合理的规划和引导。

在现阶段的研究中，基于“车－路－网”耦合系统，提出了考虑大规模电动汽车接入下的充电站推荐和充电路径规划方法[4]；在交通网和电动汽车耦合方面，考虑基于实时交通信息实现对电动汽车的充电导航和充电路径规划[5]；以及考虑到交通网络特性的不足，使用交通均衡的概念对 EV 的充电负荷进行模拟，基于交通均衡的概念对电动汽车的充电行为进行研究[6-7]。

本文考虑配电网的负荷情况、道路交通情况和 EVs 充电需求等多重因素对用户行为决策的影响，提出了“车－路－网”耦合下考虑用户行为决策的出行引导策略，基于第三代前景理论建立用户行为决策模型，考虑道路通行情况、电网负荷情况、充电需求及充电站状态等前景指标修改出行决策方案，调整出行路径和充电计划，从而改变交通网在负荷高峰时段的道路拥堵状况和电网在集中充电下的负荷高峰状况。最后，以标准 24 节点 Sioux Falls 城市路网系统与 IEEE33 节点标准系统的耦合作为算例仿真，验证本文所提出的出行引导策略的有效性和可行性。

1 车－路－网模型

由于电动汽车的规模化接入，城市配电网和交通网之间的联系不断加深。一方面，其出行需求、行驶时空分布以及路径规划等会对路段通行和交通负荷等交通信息产生影响；另一方面，其集中充电行为和充电需求会对配电网的负荷分布、节点电压以及网损等产生影响[8]。为了准确评估规模化电动汽车接入城市配电网和交通网的影响，建立车－路－网耦合模型[9]。

耦合的网络不仅包含了配电网和交通网各自的拓扑，还包含电动汽车以及二者相互之间的联系。耦合模型可表示为：

$$\begin{cases} G = \{\{G_r, G_g\}, G_V\}\mathrm{T} \\ V = \{v_{rg} \mid v_{rg} \in V_r, v_{rg} \in V_g\} \\ G_V = \{C_H, T_R\} \end{cases}$$

式中：G 为车－路－网耦合模型，定义耦合网络线 V 表示路网节点通过包含充电站接入电网节点耦合；G_V 表示交通网中电动汽车的需求集合，C_H 为电动汽车的充电需求，T_R 为电动汽车的出行需求。

其中交通网模型如下：

[收稿日期] 2023－02－27

[基金项目] 中国湖北省重大科技创新项目(2018AAA056)；国家自然科学基金(51677058)

[第一作者] 吴铁洲(1966－)，男，湖北天门人，工学博士，湖北工业大学教授，研究方向为储能/光伏发电技术。

[通信作者] 李宜安(1998－)，男，湖北宜昌人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为储能方向。

$$\begin{cases} G_r = (V_r, E_r, W_r, N_r)\mathrm{T} \\ V_r = \{v_i^r \mid i = 1,2,\cdots,n\} \\ E_r = \{v_{ij}^r \mid v_i^r, v_j^r \in V_r, i \neq j\} \\ W_r = \{w_{vi}^r, w_{ij}^r \mid v_{ij}^r \in E_r, v_i^r \in V_r\} \end{cases}$$

式中：V_r 为交通网节点集合，n 为交通网节点数；E_r 为交通网道路集合，v_{ij} 为交通网节点 i 与 j 之间的连接关系；W_r 为交通网权重集合，其中经过节点的车辆平均通行时间 w_{vi}^r 为交通网节点权重；道路通行时间 w_{ij}^r 为交通网道路权重；N_r 为交通网中电动汽车渗透率。

配电网模型如下：

$$\begin{cases} G_g = (V_g, E_g, W_g, B_g, N_g)\mathrm{T} \\ V_g = \{v_i^g \mid i = 1,2,\cdots,m\} \\ E_g = \{v_{ij}^g \mid i \neq j, i,j \in \{1,2,\cdots,m\}\} \\ W_g = \{w_{vi}^g \mid v_{vi}^r \in V_r\} \\ B_g = \{(P_i^g, Q_i^g) \mid i = 1,2,\cdots,m\} \end{cases}$$

式中：G_g 为配电网模型；V_g 为配电网的节点集合；v_i^g 为配电网节点 i；m 为配电网节点数；E_g 为配电网的线路集合；v_{ij}^g 为配电网中节点 i 与节点 j 之间的连接关系；W_g 为配电网权重集合，使用节点电压变化量 w_{vi}^g 为配电网节点权重；B_g 为配电网各节点在不同时刻的有功功率和无功功率所组成的集合；P_i 为节点 i 的有功功率；Q_i 为节点 i 的无功功率；N_g 为配电网中电动汽车充电负荷的渗透率。

2　考虑用户行为决策的出行引导策略

2.1　第三代前景理论的基本原理

由于前景理论（Prospect Theory，PT）与累计前景理论在参考点设置上的局限性，Schmidt 提出了第三代前景理论（PT3）[10]，保留了前两代理论的优点，同时更好地解释了参考点不确定时，决策者的选择变化问题。第三代前景理论相较于前景理论与累计前景理论，将决策者的收益和损失视为随机事件，并且增加了当决策者意愿不定时，对其最终决策的解释。

在前景理论中，计算主要分为两大步骤，编辑阶段对决策者的决策设定参考值，然后对对决策结果进行编辑，进而判断结果是收益还是亏损。评价阶段根据编辑阶段的数值从而做出相应的决策。在评价阶段关于决策变量的价值函数起决定性作用，如下：

$$v(L) = \begin{cases} \Delta L^{\alpha} & L \geqslant 0; \\ -\lambda(-\Delta L^{\beta}) & L < 0 \end{cases}$$

式中：ΔL 为结果与参考值的差值，$L \geqslant 0$ 表示收益，$L < 0$ 表示损失，α、β 为风险系数，λ 为系统的损失规避系数。

2.2　行为决策模型

2.2.1　用户决策模型　本文采用第三代前景理论对 EV 用户的出行和充电决策进行建模。考虑到充电站的选择与车辆的总充电时间、充电站剩余容量和车辆电池状态相关，提出多参考点的用户出行决策模型。出行决策的综合价值函数 V 可分为 SOC 状态价值函数 V_{SOC}、时间价值函数 V_t 和充电站价值函数 V_m 三部分：

$$V = V_t + V_{soc} + V_m$$

时间价值函数 V_t，用户的总充电时间 $t_{s,k}^{\mathrm{sum}}$ 与充电排队时间 $t_{w,k}$ 相关，其时间价值函数包含了即到即充的收益和排队损失，如：

$$V_t = \begin{cases} (-t_{w,k})\alpha, 0 \leqslant t_{w,k} < t_s \\ -\lambda(-t_{s,k})\beta, t_{w,k} \geqslant t_s \end{cases}$$

式中：α、$\beta \in (0,1]$ 为风险系数，当 α、β 为 1 时，表明用户对充电站选择持中立态度，λ 损失规避系数越大，意味着用户对损失越敏感；在本文中设置 $\alpha = \beta = 0.88$，$\lambda = 2.25$。

SOC 状态价值函数 V_{SOC}，为避免用户在出行的过程中产生容量焦虑，对用户到站 SOC 价值函数 V_{SOC}^A 和离站 SOC 价值函数 V_{SOC}^L 进行分析，如：

$$V_{SOC} = V_{\mathrm{SOC}}^A + V_{\mathrm{SOC}}^L$$

充电站价值函数 V_m，为避免出现充电站设备空闲，考虑充电站充电设施的利用率为参考点的充电站价值函数如下：

$$V_m = \begin{cases} (h_{s,t})\alpha, 0 \leqslant h_{s,t} \leqslant 1 \\ -\lambda(h_{s,t} - 1)\beta, h_{s,t} > 1 \end{cases}$$

式中，$h_{s,t}$ 为充电设施服务率，当 $h_{s,t} > 1$ 时，表明充电站出现充电拥堵现象。

因决策而产生的收益和损失概率权重函数表达式为：

$$\begin{cases} w^+(p) = \dfrac{p^{y^+}}{[p^{y^+} + (1-p)^{y^+}]^{1/y^+}} \\ w^-(p) = \dfrac{p^{y^-}}{[p^{y^-} + (1-p)^{y^-}]^{1/y^-}} \end{cases}$$

式中：$w^+(p)$、$w^-(p)$ 表示用户考虑的某一因素为收益和损失的概率权重，$w^+(1) = \mathrm{w}^-(1) = 1$，$w^+(0) = w^-(0) = 0$，$p$ 表示用户产生某个决策的概率值，y^+ 为收益风险系数，y^- 为损失风险系数。

考虑用户的感知误差和实际误差，用户在选择出行路径时参考点存在波动。因此，假设对用户决策的结果按照最大损失到最大收益进行排列，收益排列为 $(1,2,\cdots,h^+)$，损失排列为 $(-h^-,\cdots,-2,-1)$，h^+、$-h^-$ 分别为价值函数为收益和损失的数量。累积决策权重函数表示为：

$$\begin{cases}\pi_i^+ = w^+(p_i+\cdots+p_{h^+}) - w^+(p_{i+1}+\cdots+p_{h^+}) \\ 0<i<h^+ \\ \pi_i^- = w^-(p_{-h^-}+\cdots+p_{-i}) - w^-(p_{-h^-}+\cdots+p_{-i-1}) \\ -h^-<i<0\end{cases}$$

式中，π_i^+、π_i^- 分别为价值函数为收益和损失时的决策权重。

根据第三代前景理论，得到用户在 t 时刻选择路径 $P_e(k)$的综合前景决策效用：

$$\mathrm{CPV}_{k,t}^{P_e}(h) = \mathrm{CPV}_{tk,t}^{P_e}(h) + \mathrm{CPV}_{\mathrm{SOC}k,t}^{P_e}(h) + \mathrm{CPV}_{mk,t}^{P_e}(h)$$

$$\begin{cases}\mathrm{CPV}_{tk,t}^{P_e}(h) = \sum_{i=1}^{h^+}\pi_i^+\mathrm{CPV}_{tk,t}^{P_e} + \sum_{i=-h^-}^{0}\pi_i^-\mathrm{CPV}_{tk,t}^{P_e} \\ \mathrm{CPV}_{\mathrm{SOC}k,t}^{P_e}(h) = \sum_{i=1}^{h^+}\pi_i^+\mathrm{CPV}_{\mathrm{SOC}k,t}^{P_e} + \sum_{i=-h^-}^{0}\pi_i^-\mathrm{CPV}_{\mathrm{SOC}k,t}^{P_e} \\ \mathrm{CPV}_{mk,t}^{P_e}(h) = \sum_{i=1}^{h^+}\pi_i^+\mathrm{CPV}_{mk,t}^{P_e} + \sum_{i=-h^-}^{0}\pi_i^-\mathrm{CPV}_{mk,t}^{P_e}\end{cases}$$

式中：$\mathrm{CPV}_{tk,t}^{P_e}(h)$ 表示路径时间价值函数的前景值；$\mathrm{CPV}_{\mathrm{SOC}k,t}^{P_e}(h)$ 表示路径 SOC 价值函数的前景值；$\mathrm{CPV}_{mk,t}^{P_e}(h)$ 表示充电站价值函数的前景值。

2.2.2 EVs 路径选择模型 EVs 的出行由出发地 D_o和目的地 D_d 组成，通常情况下，出发地和目的地之间可以有多条行驶路径，而用户往往选择距离最短或用时最短的路径行驶。为每辆电动汽车的接入分配 OD 矩阵具体步骤如下：

首先，采用蒙特卡洛随机抽样：从 OD 矩阵集合 S_o和 S_d 中为电动汽车分配初始出行时刻 $t_o(k)$和初始位置 $D_o(k)$ 以及目的地位置 $D_d(k)$：

$$\begin{cases}t_o(k) = S_o(t_1) \\ D_o(k) = S_o(x_1, y_1) \\ D_d(k) = S_d(x_n, y_n)\end{cases}$$

式中：k 表示电动汽车的编号，$k=1,2,\cdots,n_e$；(x, y) 为电动汽车当前位置的经纬度坐标。

然后，为电动汽车选取 OD 间用时最短的路线作为车辆初始规划路线 $P_o(k)$进行行驶：

$$P_o(k) = \min\{t_a(k)\}$$

当电动汽车电量充足时，规划的行驶路线 $P_o(k)$ 即为实际路线，否则，按照电动汽车所在位置 $D_r(k)$，将目的地位置 $D_d(k)$ 更改为推荐的充电站位置 $D_d^s(x_k^s, y_k^s)$，s 表示充电站的编号，$s=1,2,3,\cdots,c_s$，完成充电目标再更改回最初的目的地位置，则实际行驶路线表示为

$$P_e(k) = \begin{cases}\min\{t_{od}(k)\}\ t_o(k)<t(k)<t_d(k), \varepsilon(k)=0 \\ \min\{t_{or}(k)\}\ t_o(k)<t(k)<t_r(k), \varepsilon(k)=1 \\ \min\{t_{rs}(k)\}\ t_r(k)<t(k)<t_s(k), \varepsilon(k)=1 \\ \min\{t_{sd}(k)\}\ t_f(k)<t(k)<t_d(k), \varepsilon(k)=1\end{cases}$$

式中：$\varepsilon(k)$ 表示车辆的充电需求标准，$\varepsilon(k)=1$ 表示有充电需求，$\varepsilon(k)=0$ 则表示无；$t_s(k)$ 为车辆抵达充电站时刻；$t_f(k)$ 为车辆离开充电站时刻；$t_{or}(k)$，$t_{rs}(k)$ 和 $t_{sd}(k)$ 分别表示 $D_o(k)$ 到 $D_r(k)$、$D_r(k)$ 到 $D_d^s(x_k^s, y_k^s)$ 以及 $D_d^s(x_k^s, y_k^s)$ 到 $D_d(k)$ 的通行时间集合。

用户通常会选择决策效用值满足标准的路径出行，用户的出行路径决策不同，交通网络中各路径的流量和充电站的设备服务率随之变化，用户的通行时间 t_a和电网的负荷水平随之发生变化。

根据出行决策效用值 $\mathrm{CPV}_{k,t}^{P_e}$，路径 $P_e(k)$被选择的概率为：

$$P_{k,t}^{pe} = \frac{\exp(\mathrm{CPV}_{k,t}^{p})}{\sum_{pi\in \boldsymbol{P}_e}\exp(\mathrm{CPV}_{k,t}^{pi})}$$

式中，$\boldsymbol{P}_e$ 为用户的可能出行路径集合。

2.3 目标函数

考虑到 EV 用户行为决策对出行引导的影响，因此，本文考虑行驶成本、拥堵惩罚和充电成本等优化用户决策。分别采用拥堵惩罚和充电激励的机制影响 EV 用户的出行和充电行为，实现负荷朝向平、谷时段转移，EV 的成本包括行驶成本、拥堵惩罚以及充电成本。目标函数为

$$\min F_e = C_d + C_p + C_s$$

式中：C_d、C_p、C_s分别为 EV 的行驶成本、拥堵惩罚和充电成本。

2.3.1 行驶成本 电动汽车从出发到目的地，不同出行计划的行驶里程会有所不同，行驶中的耗费也会不同，EV 的行驶成本：

$$C_d = \sum_{a\in Pe,k} l_{a,k}\cdot c_{k,l}$$

式中：$l_{a,k}$ 为 EV 行驶路径上路段 a 的行驶里程，c_k 为车辆单位行驶成本，根据车辆的耗电量来设置。

2.3.2 时间成本 车主希望在最短的时间内达到目标，当行程超过一定时间可能为车主带来一定的损失，因此引入时间成本的概念，表达式为

$$C_p = c_{k,t}\left(\sum_{a\in Pe,k} t_{a,k} + x_k\left(y_k\cdot t_s^0\left(\frac{x_c}{n_c}\right)^4 + t_{c,k}\right)\right)$$

式中：$c_{k,t}$ 为 EV 用户的单位时间成本，本文设置 $c_{k,t}$ 为 5 元/h，x_k为 EV 的充电标志，$x_k=1$ 表示充电，否则 $x_k=0$，y_k 为 EV 排队拥堵的惩罚因子。

引入惩罚因子对充电排队导致交通拥堵的车辆提出拥堵惩罚。以路段饱和度数值为依据，小于 0.8 的路段不进行惩罚；大于 0.8、小于 1 的路段进行 k 倍于路段饱和度的惩罚；大于 1 的路段采取不低于 2 倍的惩罚，本文设置为 5。

$$y_k = \begin{cases}1 & 0<S<0.8 \\ kS & 0.8<S<1 \\ N & 1<S<2\end{cases}$$

2.3.3 充电成本 根据高峰时段不同地段充电站

的充电电价激励，引导充电价格敏感型用户调整充电计划。充电成本为

$$C_s = x_k \cdot t_{c,k} \cdot P_c \cdot M_s$$

式中，M_s 为充电站 c_s 的充电电价。

2.3.4　约束条件

1）电动汽车 SOC 约束　有充电需求的 EV 到达充电站的行驶里程不应超过剩余电量可达里程：

$$L_c(k) \cdot E_k \leqslant S_t(k)$$

式中，$L_c(k)$ 为车辆当前位置到充电站所在位置的最短距离。

2）电网运行约束　为了避免充电站负荷越限，充电站的充电负荷应小于设定的阈值负荷

$$0 \leqslant \sum_{l=1}^{ni} P_{k,l} \leqslant P_{s,\max}$$

式中：$P_{s,\max}$ 为第 s 个充电站的负荷阈值。

为了确保配电网的安全运行，各节点电压偏移率应在合理范围之内：

$$|N_{g,t}| < 7\%$$

式中，$|N_{g,t}|$ 为配电网中第 g 节点 t 时刻节点电压偏移率。

3）道路通行约束　为规避道路拥堵，限制推荐路段的通行时间：

$$t_a^0 \leqslant t_{a,k}$$

2.4　出行引导策略流程

通过第三代前景理论对电动汽车用户行为决策进行建模，从而对考虑用户决策的 EV 出行和充电行为进行决策引导，实现在交通网和配电网的负荷高峰下大规模电动汽车的有序出行和合理充电。在交通侧，通过引入拥堵惩罚措施，促使用户在路径选择上绕过拥堵路段，避免出现更大的交通拥堵。在电网侧，通过充电电价和排队损失等措施，引导用户采取阶梯充电或错峰充电，从而提升充电站的设施利用率。

电动汽车的出行和充电需求加深了车−路−网系统的耦合，在本文建立的车−路−网耦合模型的基础上，考虑用户决策的出行引导策略的流程如图 1 所示。

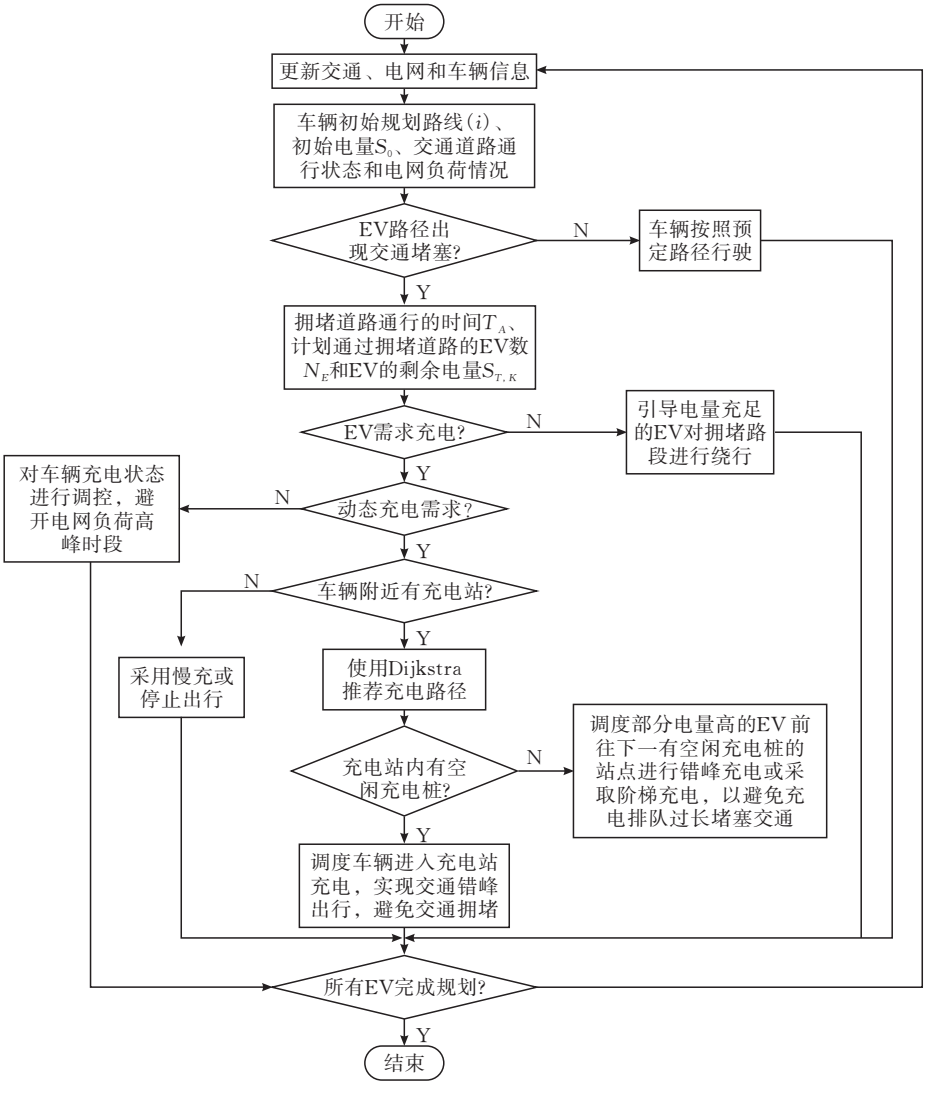


图 1　出行引导策略流程

3 算例分析

3.1 仿真模型

本文采用 Sioux Falls 城市路网系统与 IEEE33 节点标准系统作为算例场景。本文在算例仿真中假设仅有 EVs 和燃油车参与交通网运行，且电动汽车渗透率为 70%，电动出租车电池额定容量为 60 kW·h；私家车和城市功能用车电池额定容量为 40 kW·h；百公里耗电量为 20 kW·h。分时充电电价参考北京市峰谷电价标准[14]。“车−路−网”耦合网络及充电站的布局如图 2 所示。

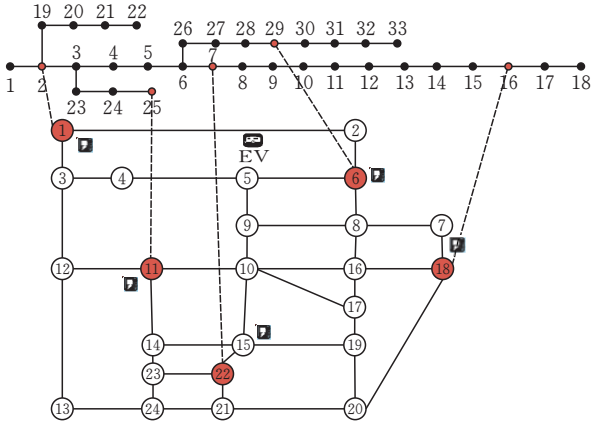


图 2 “车−路−网”耦合网络及充电站的布局

设置仿真时间为全天 24 h，以 15 min 为一个时间段位。每个时段均有车辆出行，且随机生成初始规划路线，EV 的初始 SOC 满足正态分布 $N_{Ts}(50,10^2)$，其中在交通出行高峰时段引入车辆最多。在交通负荷高峰时期，对 EV 进行出行和充电引导实现高峰负荷的平抑。设置以下 5 种 EV 出行和充电决策场景：

场景 1 设置 EV 按照行程最短出行；

场景 2 对电量充足的 EV 引导其绕行通过拥堵路段；

场景 3 电量不足的 EV 进行无序充电；

场景 4 采用文献[30]提出的价格引导下 EV 有序出行和充电；

场景 5 为本文提出的基于第三代前景理论的 EV 出行和充电决策优化调度策略。

3.2 出行引导策略结果分析

3.2.1 交通侧 图 3 给出了不同场景下交通负荷曲线，各场景下的通行时间和行程结果如表 1 所示。由图 3 可知，场景 2、场景 4 和场景 5 对交通负荷高峰都有不同程度的平抑效果，其中场景 5 所采用的策略效果最好，场景 3 中由于 EV 的无序充电行为使得交通高峰负荷更高。由表 1 对比可知，场景 2 中在交通高峰时期采用绕行虽然增加了通行距离，但在道路上的行程时间较少，有效的避过交通拥堵路段；场景 3 所采取的常规充电排队时间较长，对道路通行产生了较大的影响；场景 4 采用电价引导充电前往电价便宜的充电站，减少了用户的充电成本，但增加了用户的行驶里程和出行时间；在有充电需求的三种场景中，场景 5 采取的优化充电策略减小了充电排队时间，同时使得在道路上的行驶时间最小。可见，引导 EV 采用绕行、错峰充电和阶梯充电等行为决策的策略，有利于平抑交通负荷的高峰。

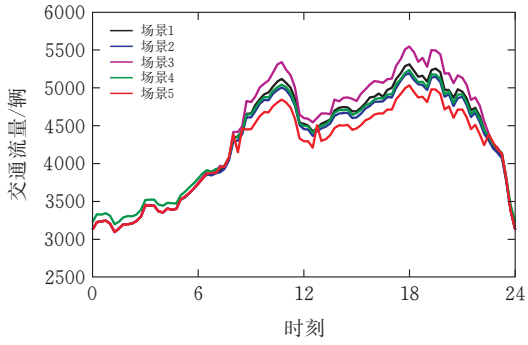


图 3 不同场景下交通负荷曲线

表 1 不同场景出行结果对比

场景	路程/km	行程时间/h	充电排队时间/h	EV 用户成本/元
1	15	0.48	—	7.4
2	18	0.41	—	5.65
3	15	0.88	0.4	41.86
4	27	0.68	0.18	37.16
5	15	0.42	0.03	27.43

3.2.2 电网侧 图 4 给出不同充电策略下电力负荷曲线，图 5 给出策略优化后各充电站充电需求的时间分布图。由图 3 可知无序充电行为会造成电力负荷的高峰增大，而在场景 5 和场景 4 的设置中分别采用本文考虑用户行为决策的策略和基于价格引导的策略对充电车辆的充电行为进行比对，发现其均对电力负荷高峰有一定的平抑作用，而本文提出的策略对电力峰值的平抑效果更好。

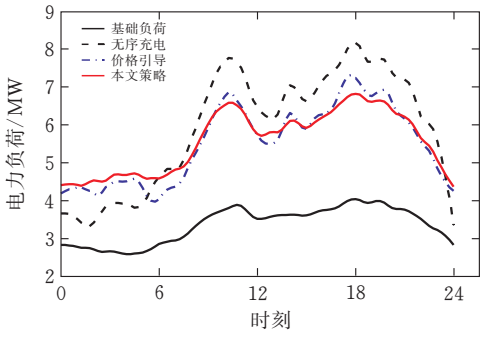


图 4 不同充电策略下电力负荷曲线

由图 5 可知优化后充电站内充电车辆的分布较优化前在用电高峰时期有所减少。由图 4 和图 5 可

知，对充电车辆进行优化调度有利于平抑大规模电动汽车接入电网所造成的高峰负荷，通过表 1 所示的 EV 用户成本对比，本文策略有利于实现用户出行和充电成本的最小化。

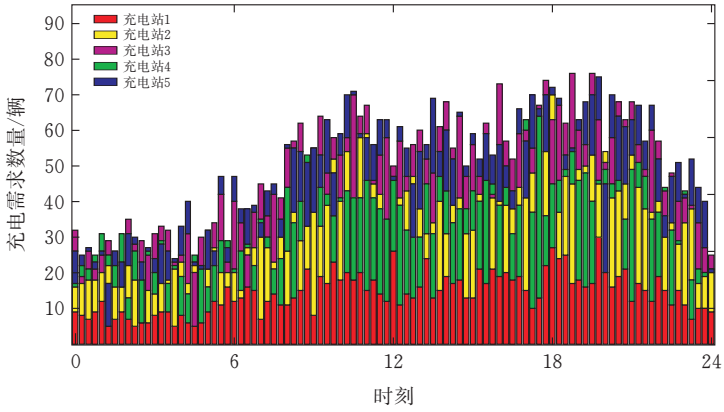


图 5　优化后充电站充电车辆的时间分布

4　结论

本文提出一种车–路–网耦合下考虑行为决策的出行引导策略。在交通和电网的负荷高峰时段，通过第三代前景理论对电动汽车用户行为决策进行建模，从而对考虑用户决策的 EV 出行和充电行为进行决策引导。在交通侧，通过引入拥堵惩罚措施，促使用户在路径选择上绕过拥堵路段，避免出现更大的交通拥堵。在电网侧，通过充电电价和排队损失等措施，引导用户采取阶梯充电或错峰充电，从而提升充电站的设施利用率。通过本文所提的策略，在交通网和电网负荷高峰时段协调充电负荷的分布和缓解交通压力，并降低 EV 用户的出行和充电成本。

本文策略尚有一定不足，对用户决策的研究仍需进一步改进；后续研究可考虑多源信息交互，并结合电动汽车的 V2G 技术，提升电动汽车在电网峰值负荷平抑上的效用，加深车–路–网系统的耦合。

[参　考　文　献]

[1] 邵尹池，穆云飞，余晓丹，等. “车–路–网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报，2017，37(18)：5207-5219，5519.

[2] 郭戈，徐涛，韩英华，等. 电动汽车时代的电网：交通网协同优化综述[J]. 控制与决策，2021，36(09)：2049-2062.

[3] 赵黄江，向月，刘俊勇，等. 基于改进配电网安全域的规模化电动汽车入网影响分析[J]. 电力自动化设备，2021，41(11)：66-73.

[4] 陈丽丹，张尧，FIGUEIREDO ANTONIO. 耦合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响[J]. 电力自动化设备，2018，38(12)：1-10.

[5] 李东东，段维伊，林顺富，等. 实时电价条件下基于用户引导的电动汽车–充电桩匹配策略[J]. 电力系统自动化，2020，44(08)：74-82.

[6] 邵成成，李徐亮，钱涛，等. 基于交通均衡的电动汽车快速充电负荷模拟[J]. 中国电机工程学报，2021，41(04)：1368-1376，1543.

[7] SHI X，XU Y，GUO Q，et al. A distributed EV navigation strategy considering the interaction between power system and traffic network [J]. IEEE Transactions on Smart Grid，2020，11(04)：3545-57.

[8] QIAN T，SHAO C，LI X，et al. Enhanced coordinated operations of electric power and transportation networks via EV charging services [J]. IEEE Transactions on Smart Grid，2020，11(4)：3019-30.

[9] 张聪，彭克，肖传亮，等. 基于“车–路–网”协同的电动汽车充电引导策略[J].电力自动化设备，2022：1-18.

[10] Schmidt U，Starmer C，Sugden R. Third-generation prospect theory[J]. Open Access Publications from Kiel Institute for the World Economy，2008，36(03)：203-223.

[11] 周毅，袁泉，汤奕，等. 基于路–电耦合网络的电动汽车充电决策优化方法[J]. 电网技术，2021，45(09)：3563-3572.

[12] WEI W，WU L，WANG J，et al. Network equilibrium of coupled transportation and power distribution systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid，2018，9(06)：6764-79.

[13] 张良，孙成龙，蔡国伟，等. 基于 PSO 算法的电动汽车有序充放电两阶段优化策略[J]. 中国电机工程学报，2022，42(05)：1837-1852.

[14] 严俊，严凤. 峰谷分时电价背景下的居民电动汽车有序充放电策略[J]. 电力系统保护与控制，2018，46(15)：127-134.

Travel Guidance Strategy Considering User Behaviors and Decisions under "Vehicle-Road-Net" Coupling

WU Tiezhou[1], LI Yi'an[1]

(*Hubei Key Laboratory of Solar Energy Efficient Utilization and Energy Storage Operation Control*, *Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: In order to reduce the impact of large-scale electric vehicles on traffic and power load peaks, we propose a "vehicle-road-net" coupling strategy that takes into account behavioral decisions. In order to reduce the impact of large-scale electric vehicles on traffic and power load peaks, we propose a travel strategy that considers behavioral decisions under the coupling of "vehicle-road-net". First, a coupling model of "vehicle-road-net" is constructed based on the large-scale access of EVs; then, a load model considering the large-scale access of EVs is established; finally, based on the third generation prospect theory, the behavioral decision of EV users is analyzed based on the operation state of the coupling system, and a decision model is established based on the prospect index to minimize the operating cost. operating cost to establish a travel guidance strategy scheme. The coupling of Sioux Falls urban road network system and IEEE33 node grid system is used as a simulation example, and the simulation results show that the proposed travel guidance strategy can coordinate the distribution of charging load and relieve traffic pressure during peak load hours, and reduce the travel and charging costs of EV users.

Keywords: distribution grid; electric vehicles; travel guidance; third generation prospect theory

[责任编校: 闫 品]

(上接第 21 页)

Wind Power Prediction Based on VMD-BIGRU and Error Correction

FU Bo[1], NIE Xingyu[1,2], ZHAO Xilin[1], WANG Shiwen[1]

(1 *School of Electrical and Electronic Engineering*, *Hubei Univ. of Tech.*, *Wuhan* 430068, *China*;
2 *Tangshan Power Supply Company*, *State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd.*, *Tangshan* 063000, *China*)

Abstract: Aiming at the volatility and intermittency of wind energy, a wind power prediction model based on VMD BIGRU and error correction is proposed. First, the time series of wind power are decomposed by using the method of variational mode decomposition (VMD) and sample entropy (SE); Then, BIGRU model is used to predict each subsequence of wind power, and the preliminary prediction results are obtained by superposition; Finally, an error correction model based on time convolution network (TCN) is constructed to further optimize the prediction results of the model. The analysis of the actual wind power data of wind farms shows that the proposed method has higher prediction performance.

Keywords: VMD; BIGRU; TCN; wind power prediction; error correction

[责任编校: 闫 品]