第 49 卷 第 1 期：85-94　　高电压技术　　Vol.49, No.1: 85-94
2023 年 1 月 31 日　　High Voltage Engineering　　January 31, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211581

长时间尺度下计及里程焦虑心理效应的电动汽车充放电调度策略

侯　慧[1]，王逸凡[1]，吴细秀[1]，陈　跃[1]，黄　亮[1]，张锐明[2]
（1. 武汉理工大学自动化学院，武汉 430070；2. 广东广顺新能源动力科技有限公司，佛山 528000）

摘　要：电动汽车在需求侧能够发挥出优秀的灵活响应潜力。以往研究多侧重电动汽车的短时间尺度调度，但短时间尺度调度未从宏观时间尺度优化而易陷入短时局部最优。为此，提出了一种长时间尺度下计及里程焦虑心理效应的电动汽车充放电调度策略。首先，构建了长时间尺度电动汽车最优充放电调度策略框架；其次，考虑了电动汽车充放电操作的电池损耗成本以及电动汽车用户出行里程焦虑心理效应，以完善对电动汽车用户效益的量化；在此基础上，建立了考虑电动汽车调度成本及里程焦虑心理效应的长时间尺度电动汽车日前−实时双层多目标调度模型；最后，基于滚动时域优化方法对实时优化问题进行处理，利用非支配排序遗传算法对多目标问题进行求解。算例表明：所提策略可使电动汽车用户的里程焦虑心理效应在调度周期内长期维持低于 0.25；维持较高水平(如 0.75~0.9)的荷电状态可降低调度成本及里程焦虑，提升用户满意度，进而提升其接受调度的积极性与参与度。
关键词：长时间尺度；心理效应；电动汽车；充放电；滚动时域

Electric Vehicle Charging and Discharging Scheduling Strategy Considering Psychological Effect of Mileage Anxiety on a Long-time Scale

HOU Hui[1], WANG Yifan[1], WU Xixiu[1], CHEN Yue[1], HUANG Liang[1], ZHANG Ruiming[2]
(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;
2. Guangdong Guangshun Renewable Energy Technology Co., Ltd., Foshan 528000, China)

Abstract: Electric vehicles (EVs) can exert excellent demand response potential on the demand side. However, previous studies have mostly focused on the short-time scheduling of EVs, which fails to optimize from a macro-time scale and thus easily falls into short-time local optimization. To solve the problem, this paper proposed a charging and discharging scheduling strategy for EVs considering the psychological effect of mileage anxiety on a long-time scale. Firstly, the framework of the optimal EV charging and discharging scheduling strategy of long-time scale was constructed. Secondly, the cost of battery loss of vehicle-to-grid operation and the psychological effect of mileage anxiety of EV users were considered to improve the quantification of the EV users' benefits. On this basis, a long-time-scale day-ahead-real-time two-layer multi-objective scheduling model for EVs was established, in which the scheduling cost and the psychological effect were taken into consideration. Finally, the rolling horizon optimization method was used to solve the real-time optimization problem and the non-dominated sorting genetic algorithm II was used to solve the multi-objective problem. Simulation cases show that the proposed strategy can maintain the psychological effect of mileage anxiety of EV users within 0.25 for a long time in the scheduling cycle. Maintaining a high-level state of charge (for example within 0.75~0.9) can reduce the scheduling cost and the mileage anxiety, improve users' satisfaction, and thus enhance their enthusiasm and participation in scheduling.
Key words: long-time scale; psychological effect; electric vehicle; charging and discharging; rolling horizon

0　引言

随着车辆到电网(vehicle-to-grid, V2G)技术的日益成熟与应用，电动汽车的需求响应潜力比以往更加凸显[1]。电动汽车聚合商或微电网能够通过合理引导电动汽车完成其调度目标[2-3]。电动汽车用户也可以合理转移其电动汽车充电时段，从而降低自身充电成本[4]。

电动汽车接受调度的时间尺度是影响需求响应效果的关键因素之一[5]。现有研究多注重短时间

基金资助项目：国家重点研发计划(2018YFB0105700)；国家自然科学基金(52177110)；深圳市科技计划(JCYJ20210324131409026)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2018YFB0105700), National Natural Science Foundation of China (52177110), Shenzhen Science and Technology Program (JCYJ20210324131409026).

尺度的调度问题，如短途出行的 1 小时或住宅区停留的若干小时。在电动汽车短途出行的过程中，车主通常考虑经济性、快捷性、路程长度等因素选择合适充电站，从而实现充电负荷空间转移[6]。在电动汽车停留于住宅区或商业区期间，负荷聚集商等调度方能够调度电动汽车在短时间尺度上进行负荷转移[7]。文献[8]提出一种有序充电控制方法，控制住宅区常规负荷和电动汽车充电负荷进行移峰填谷。尽管上述短时间尺度优化效果显著，但通常假设在每个调度天都对电动汽车进行调度。而在实际充电过程中，电动汽车每日消耗电量并不剧烈，可能并不需要补充[9]。然而，目前鲜有关于更长时间尺度的研究。部分文献即使对扩展时间尺度下电动汽车多日一充场景进行了研究[10]，但仅考虑了电动汽车充电过程的影响，而忽略了电动汽车放电对长时间尺度调度的影响。

对电动汽车综合效益的衡量以及对电动汽车用户接受调度的满意度及响应程度的量化，也是影响电动汽车需求响应效果的关键因素[11]。文献[12]考虑行驶、排队时间和充电电价，提出基于后悔理论的充电站选择模型。文献[13]基于消费者行为学理论构建用户购车概率选择模型。但是上述理论主要用于有限选择的决策，并不适用于住宅区电动汽车综合效益的量化。对于住宅区电动汽车，文献[14]量化了电动汽车经济满意度和舒适满意度。文献[15]建立了包含电动汽车用户出行便利度和充放电经济度的综合满意度模型。文献[16]量化了电动汽车电池退化成本，并最小化其经济成本。上述文献尽管对电动汽车综合效益考虑较为全面，但是较少涉及电动汽车用户出行前里程焦虑心理效应(以下简称为心理效应)的量化。

针对上述电动汽车调度时间尺度与综合效益衡量的问题，本文提出了一种长时间尺度下计及心理效应的电动汽车充放电调度策略。通过量化电动汽车电池损耗成本及出行心理效应，建立了长时间尺度电动汽车多目标调度模型。算例表明该策略能有效避免电动汽车宏观时间尺度的效益由于短时间局部优化而劣化，同时能提高电动汽车用户满意度。

1 长时间尺度电动汽车充放电调度策略

绝大多数情况下，电动汽车在每天出行结束后仍然能够支持后续出行，用户可选择隔日充电。本文将此场景称为长时间尺度下的电动汽车充电调度问题[10]。进一步考虑 V2G 技术，则长时间尺度电动汽车充电调度问题应同时考虑放电场景，其调度复杂度进一步增强。

针对更为复杂的长时间尺度电动汽车充放电调度问题，本文以电动汽车用户综合效益最优为目标，以具体电动汽车充放电行为为研究对象，建立了基于日前−实时双层的长时间尺度电动汽车充放电调度策略，如图 1 所示。其中，上层调度模型以电动汽车综合效益(即调度成本及心理效应)最小化为目标，对电动汽车日前长时间尺度充放电过程进行优化，而下层实时优化模型以调度过程结束时荷电状态(state of charge, SOC)误差及调度成本最小化为目标，对电动汽车充放电过程进行优化。通过上下层模型的滚动时域优化，提高电动汽车用户对长时间尺度下充放电的满意度，增强电动汽车对调度措施的响应效果。

2 V2G 成本损耗及心理效应量化

2.1 V2G 成本损耗量化

目前普遍认为电动汽车的放电行为会给动力电池带来一定的损耗，长时间或高频率的放电损耗累积起来就可能导致需要重新更换动力电池[17]。一般认为当电动汽车动力电池容量退化到一定阈值之后，就应该对动力电池进行更换。因此，可以对 1 次放电过程中动力电池的细微损耗进行量化，利用动力电池更换成本可以计算得到单位容量的动力电池成本，以此可计算得到 1 次放电过程中动力电池的损耗成本。具体计算过程如下。

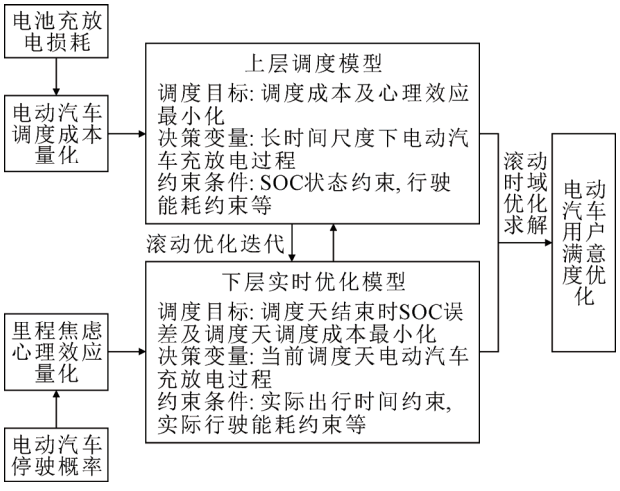


图 1 长时间尺度电动汽车充放电调度策略

Fig.1 Electric vehicle charging and discharging scheduling strategy of long-time scale

由文献[17]可得，1 次放电过程中，电池退化的容量可表示为

$$\Delta E = k_{\mathrm{w}} E_0 \mid S_{\mathrm{ini}} - S_{\mathrm{end}} \mid = k_{\mathrm{w}} E_0 \mid D_{\mathrm{ini}} - D_{\mathrm{end}} \mid \quad (1)$$

式中：ΔE 为 1 次放电造成的电动汽车动力电池容量损耗，单位为 kW·h；k_{w} 为一个计算系数，取值为 0.000 15[17]；E_0 为调度开始前电动汽车动力电池初始容量，单位为 kW·h；S_{ini} 为放电开始前电动汽车 SOC；S_{end} 为放电结束后电动汽车 SOC；D_{ini} 为动力电池初始放电深度，$D_{\mathrm{ini}} = S_{\max} - S_{\mathrm{ini}}$，其中 $S_{\max}$ 为电动汽车动力电池最大 SOC；D_{end} 为动力电池放电结束时放电深度，$D_{\mathrm{end}} = S_{\max} - S_{\mathrm{end}}$。

一般认为动力电池容量退化为初始容量的 80%时，该动力电池应该更换。因此，实际可供退化容量为 $0.2E_0$。假设暂不考虑利率的影响，电池退化容量与电池更换成本之间为简单线性关系[17]，因此动力电池容量损耗与动力电池损耗成本的关系可表示为

$$\frac{\Delta E}{0.2E_0} = \frac{C_{\mathrm{cyc}}}{C_{\mathrm{exc}}} \quad (2)$$

式中：C_{cyc} 为 1 次放电过程中产生的动力电池损耗成本，单位为元；C_{exc} 为更换 1 次动力电池的成本，C_{exc}=78 000 元[18]。

由此可得 1 次放电过程中产生的动力电池损耗成本为

$$C_{\mathrm{cyc}} = C_{\mathrm{exc}} \Delta E / (0.2E_0) \quad (3)$$

2.2　电动汽车用户心理效应量化

电动汽车动力电池续航里程有限，由此引发的焦虑和担忧称之为里程焦虑。解决里程焦虑的主要措施是扩大动力电池容量；另一个解决方案是在出行时保持较高水准的 SOC，以便尽量扩大出行里程。如果电动汽车出行时刻 SOC 较低，那么在出行过程中，电动汽车用户的心理焦虑显然会较高，反之则较低。但是具体 SOC 水平与电动汽车用户心理焦虑的关系需要进一步探索。

从文献[9]可获得电动汽车出行里程分布规律为

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma_{\mathrm{D}}\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu_{\mathrm{D}})^2}{2\sigma_{\mathrm{D}}^2} \right) \quad (4)$$

式中：x 为出行里程，单位为 km；$f(x)$ 为出行里程为 x 时的概率密度；μ_{D} 为分布期望，本文取 $\mu_{\mathrm{D}} = 3.2$[9]；σ_{D} 为分布标准差，本文取 $\sigma_{\mathrm{D}} = 0.88$[9]。

电动汽车出行里程分布描述了电动汽车出行里程与相应概率的关系。电动汽车在每天充电完成之后，SOC 是一个确定值，但第 2 天出行里程是一个随机值，因此根据当天充电结束时的 SOC 与第 2 天出行里程之间的关系，有：

$$P(S, x) = \begin{cases} f_{\mathrm{S}}(x), & L_S < x \\ 0, & L_S \geq x \end{cases} \quad (5)$$

$$L_S = (S - S_{\min}) E_0 / w \quad (6)$$

式中：$P(S, x)$ 为当出行里程为 x 且 SOC 水平为 S 时的停驶概率密度函数；$f_{\mathrm{S}}(x)$ 为当 SOC 不能满足出行里程需求时的停驶概率密度函数，$f_{\mathrm{S}}(x)$=$f(x)$，其图像如附录 A 中图 A1 所示；L_S 为 SOC 为 S 时电动汽车能够行驶的里程，单位为 km；w 为电动汽车单位里程能耗，单位为(kW·h)/km；$S_{\min}$ 为电动汽车动力电池最小 SOC。

根据以上分布，可以得到当天出行 SOC 为 S 时，电动汽车用户在当天出现停驶的概率，有：

$$P_S = \frac{\int_{L_S}^{L_{\mathrm{Smax}}} P(S, x)\mathrm{d}x + \varepsilon}{\int_0^{L_{\mathrm{Smax}}} P(S, x)\mathrm{d}x + \varepsilon} \quad (7)$$

$$L_{\mathrm{Smax}} = (S_{\max} - S_{\min}) \cdot E_0 / w \quad (8)$$

$$\varepsilon = \int_{L_{\mathrm{Smax}}}^{M} f(x)\mathrm{d}x \quad (9)$$

式中：P_S 为出行 SOC 为 S 时电动汽车停驶概率；L_{Smax} 为出行 SOC 为满 SOC 时电动汽车能够行驶的里程，单位为 km；ε 为出行里程大于 L_{Smax} 的概率，计算得到 ε 为 0.027 1；M 为一个足够大的数。

Weber-Fechner 定律是表明心理量和物理量之间关系的定律。根据 Weber-Fechner 定律，感觉强度与外界刺激的对数成正比[19]，其数学模型表示为

$$K = \alpha \cdot \lg R \quad (10)$$

式中：K 为感觉强度；α 为感觉系数；R 为外界刺激强度。

因此，电动汽车用户对无法完成出行的担忧可以量化为

$$K_{\mathrm{S}} = \alpha \cdot \lg P_S \quad (11)$$

式中 K_{S} 为电动汽车用户担忧无法完成出行的感觉强度，即电动汽车用户的心理效应。

对 K_{S} 归一化如下：

$$K_{\mathrm{S}} = \frac{\lg P_S - \lg P_{\mathrm{Smin}}}{\lg P_{\mathrm{Smax}} - \lg P_{\mathrm{Smin}}} \quad (12)$$

$$P_{\mathrm{Smin}} = \frac{\int_{L_{\mathrm{Smax}}}^{L_{\mathrm{Smax}}} f(x)\mathrm{d}x + \varepsilon}{\int_0^{L_{\mathrm{Smax}}} f(x)\mathrm{d}x + \varepsilon} \quad (13)$$

$$P_{\mathrm{Smax}} = \frac{\int_0^{L_{\mathrm{Smax}}} f(x)\mathrm{d}x + \varepsilon}{\int_0^{L_{\mathrm{Smax}}} f(x)\mathrm{d}x + \varepsilon} \quad (14)$$

式中：P_{Smin}为电动汽车最小停驶概率；P_{Smax}为电动汽车最大停驶概率。

3 长时间尺度电动汽车充放电调度

本文建立了一种双层实时调度模型，包含上层调度模型和下层实时优化模型。通过上层调度模型调度结果指导下层模型实时优化，从而完成整个调度周期的优化过程。

3.1 上层调度模型

从电动汽车用户角度出发，上层调度模型的调度目标为电动汽车综合效益最小化，主要考虑两个方面的目标。一是调度过程中电动汽车用户的调度成本(包含电动汽车进行充放电调度的购电成本以及电动汽车动力电池损耗成本)最小化。二是在调度时段结束时电动汽车用户在调度后 1 天的心理效应最小。两个调度目标分别表示为：

$$f_1=\min\sum_{l=1}^{L}\Big(\sum_{t=t_{\mathrm{in}}^{l}}^{t_{\mathrm{dep}}^{l}}P_l(t)\cdot\Delta t\cdot r(t)+\sum_{i=1}^{N_l}C_{l,\,\mathrm{cyc}}^{i}\Big) \tag{15}$$

$$f_2=\min\sum_{l=1}^{L}K_{\mathrm{S},\,l} \tag{16}$$

式中：f_1为调度成本最小化目标；f_2为心理效应最小化目标；L为总调度天数；t_{in}^{l}为第l天的开始调度时刻；t_{dep}^{l}为第l天的离开调度时刻；$P_l(t)$为第l天t时段的充放电功率，单位为 kW；Δt为调度时段长度；$r(t)$为t时段电价，表达式见式(17)，单位为元/(kW·h)；$C_{l,\,\mathrm{cyc}}^{i}$为第l天第i段放电阶段的动力电池损耗成本，单位为元；N_l为第l天的放电阶段数量；$K_{\mathrm{S},\,l}$为第l天电动汽车用户的心理效应。

$$r(t)=\begin{cases}r_{\mathrm{ch}}(t),\ P_l(t)\ge 0\\ r_{\mathrm{dis}}(t),\ P_l(t)<0\end{cases} \tag{17}$$

式中：$r_{\mathrm{ch}}(t)$为t时段充电电价；$r_{\mathrm{dis}}(t)$为t时段放电电价。

上层调度模型约束条件如下。

1）变量约束

$$P_l(t)\in[0,\,P_{\mathrm{ch}},\,P_{\mathrm{dis}}] \tag{18}$$

式中：P_{ch}为电动汽车充电功率；P_{dis}为电动汽车放电功率。

2）SOC 状态约束

充放电 SOC 变化约束为：

$$\Delta S_l(t)=\sum_{t_{\mathrm{in}}^{l}}^{t}k\cdot P_l(t)\cdot\Delta t/E_0 \tag{19}$$

$$k=\begin{cases}\eta_{\mathrm{c}},\ P_l(t)\ge 0\\ 1/\eta_{\mathrm{d}},\ P_l(t)<0\end{cases} \tag{20}$$

式中：$\Delta S_l(t)$为第l天开始调度时刻至t时段的 SOC 变化量；k为充放电系数；η_{c}为电动汽车充电系数；η_{d}为电动汽车放电系数。

不同时段 SOC 等式约束为：

$$S_{\mathrm{ini}}^{l}=S_{\mathrm{ini}}^{0}+\sum_{j=1}^{l-1}\Delta S_j-\sum_{j=1}^{l-1}S_{\mathrm{dr}}^{j} \tag{21}$$

$$S_l(t)=S_{\mathrm{ini}}^{l}+\Delta S_l(t)-S_{\mathrm{dr}}^{l} \tag{22}$$

$$S_{\min}\le S_l(t)\le S_{\max},\ \forall l\in L,\ t\in[t_{\mathrm{in}}^{l},\,t_{\mathrm{dep}}^{l}] \tag{23}$$

式中：S_{ini}^{l}为第l天开始调度前初始 SOC；S_{ini}^{0}为调度周期开始前的初始 SOC；ΔS_j为第j天 SOC 充放电变化量；S_{dr}^{j}为第j天行驶能耗 SOC；$S_l(t)$为第l天t时段 SOC 水平。

3）行驶能耗约束

$$S_{\mathrm{ini}}^{l}-S_{\mathrm{dr}}^{l}\ge S_{\min} \tag{24}$$

该约束意为第l天开始调度前初始 SOC 必须能够负担第l天的出行能耗。

4）时间约束

无关时间段电动汽车不进行充放电操作，即

$$P_l(t)=0,\ \forall l\in L,\ t\notin[t_{\mathrm{in}}^{l},\,t_{\mathrm{dep}}^{l}] \tag{25}$$

连续两天充放电调度时段不重叠，即

$$t_{\mathrm{in}}^{l}-t_{\mathrm{dep}}^{l-1}>\tau,\ \forall l\in L \tag{26}$$

式中τ为一个足够小的正数。

5）心理效应约束

$$K_{\mathrm{S},\,l}\le K_{\max} \tag{27}$$

式中$K_{\max}$为电动汽车用户可接受的最大里程焦虑心理效应。

3.2 下层实时优化模型

下层实时优化模型的首要目标是跟随上层调度模型规划的长时间尺度电动汽车充放电调度过程。直接跟随电动汽车不同时段的充放电调度过程显然太过复杂，而考虑到电动汽车当天调度结果对待调度天产生影响的主要是当天调度结束时的 SOC 水平，因此一个合适的方法是跟随当天调度结束时的 SOC 水平。因此下层实时优化模型的第 1 个目标是调度天结束时 SOC 误差最小，即

$$f_1^{l}=\min\left|S_{\mathrm{pre}}^{l}-S_{\mathrm{real}}^{l}\right| \tag{28}$$

式中：f_1^{l}为第l天结束时 SOC 误差最小值；S_{pre}^{l}为上层调度模型第l天结束时的 SOC 结果；S_{real}^{l}为下层实时优化模型第l天优化结束时实际 SOC 水平。

由于电动汽车调度时间长短不同，不同调度计

划可能造成最终 SOC 相同。因此，仅保证跟随上层调度模型的 SOC 并不够，还需要对上层调度模型的两个目标进行跟随。但是考虑到心理因素主要与调度当天结束时的 SOC 有关，且后者已在下层模型第 1 个目标中约束，因此仅需设立第 2 个目标，约束下层实时优化模型的调度成本即可，即

$$f_2^l=\min\Big(\sum_{t=t_{\text{in,r}}^l}^{t_{\text{dep,r}}^l}P_{l,\text{r}}(t)\cdot\Delta t\cdot r(t)+\sum_{i=1}^{N_{l,\text{r}}}C_{l,\text{cyc,r}}^i\Big)\tag{29}$$

式中：f_2^l 为第 l 天实时调度成本最小值；$P_{l,\text{r}}(t)$ 为第 l 天 t 时段的实际充放电功率；$t_{\text{in,r}}^l$ 为第 l 天的实际开始调度时刻；$t_{\text{dep,r}}^l$ 为第 l 天的实际离开调度时刻；$C_{l,\text{cyc,r}}^i$ 为第 l 天第 i 段放电阶段的实际动力电池损耗成本；$N_{l,\text{r}}$ 为第 l 天实际放电阶段数量。

下层实时优化模型约束条件如下。

1）实际行驶能耗约束

$$S_{\text{ini,r}}^l-S_{\text{dr,r}}^l\geq S_{\min}\tag{30}$$

式中：$S_{\text{ini,r}}^l$ 为第 l 天开始调度前实际初始 SOC；$S_{\text{dr,r}}^l$ 为第 l 天实际行驶能耗 SOC。

2）实际时间约束

$$P_{l,\text{r}}(t)=0,\ \forall l\in L,\ t\notin[t_{\text{in,r}}^l,\ t_{\text{dep,r}}^l]\tag{31}$$

$$t_{\text{in,r}}^l-t_{\text{dep,r}}^{l-1}>\tau,\ \forall l\in L\tag{32}$$

3）变量及 SOC 约束同上层调度模型。

3.3　求解方法

本文采用滚动时域优化对长时间尺度下电动汽车充放电调度模型进行求解[20]。滚动时域优化架构图如图 2 所示。

图 2 中每天的优化过程均有 2 次计算过程，即上层调度模型计算过程和下层实时优化模型计算过程。上层调度模型利用模型预测控制[21]，基于电动汽车用户出行分布统计对出行预测数据进行不确定性处理。上层调度模型根据已调度天的实时优化结果以及待调度天的预测数据，对当前调度天的调度过程进行宏观调度，其调度结果被下传至下层实时优化模型。下层实时优化模型利用该调度结果以及当前调度天电动汽车用户输入的实时数据，对当前调度天进行实时优化，得到实时优化结果并施行。以此类推，在一个包含多调度天的调度周期内，依次循环得到整个调度周期的实时优化结果。

对于上层调度模型和下层实时优化模型的多目标求解问题，采用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm Ⅱ, NSGA-Ⅱ)进行求解[22]。与其他启发式算法(如多目标粒子群优化算法)相比，NSGA-Ⅱ具有优异的搜索能力[22]，可以扩展采样空间，有效保证最佳个体的遗传，保证 Pareto 解的多样性。

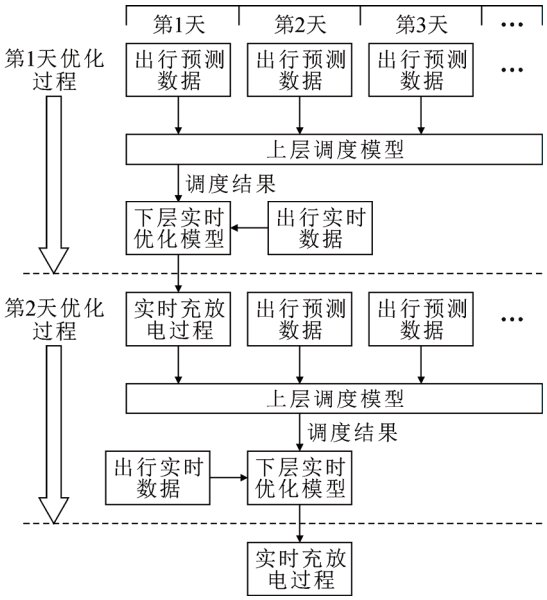


图 2　滚动时域优化架构图

Fig.2　Architecture of rolling horizon optimization

4　仿真分析

4.1　参数设置

本文研究对象为电动汽车的充放电调度问题，假设调度时间长度为 5 天，电动汽车开始和结束调度时刻服从式(33)所示分布，电动汽车行驶里程服从式(4)所示分布。通过 Monte Carlo 法模拟生成电动汽车调度数据，如表 1 所示。

$$f_{\text{t}}(m)=\begin{cases}\dfrac{1}{\sigma_{\text{S}}\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\dfrac{(m-\mu_{\text{S}})^2}{2\sigma_{\text{S}}^2}\right), & \mu_{\text{S}}-12<m\leq 24\\ \dfrac{1}{\sigma_{\text{S}}\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\dfrac{(m+24-\mu_{\text{S}})^2}{2\sigma_{\text{S}}^2}\right), & 0<m\leq\mu_{\text{S}}-12\end{cases}\tag{33}$$

式中：$f_{\text{t}}(m)$ 表示随机变量 m 的概率密度函数；$\mu_{\text{S}}=17.6$；$\sigma_{\text{S}}=3.4$ [9]。

表 1　电动汽车调度参数

Table 1　Dispatching parameters of electric vehicles

调度天	调度开始时刻	调度结束时刻	行驶里程/km
第 1 调度天	第 1 天 18:13	第 2 天 07:40	18.25
第 2 调度天	第 2 天 21:42	第 3 天 08:11	17.95
第 3 调度天	第 3 天 11:56	第 3 天 17:55	11.02
第 4 调度天	第 3 天 17:57	第 4 天 07:11	33.49
第 5 调度天	第 4 天 22:10	第 5 天 08:37	27.93

由于计算量较大，因此上下层模型均以 15 min 为 1 个调度时段，不足 1 个调度时段不计算在内。

本文以电动汽车充放电分时电价作为调度方调度电动汽车的间接引导措施，附录 B 中表 B1 列出了电动汽车充放电分时电价[23]。附录 B 中表 B2 列出了电动汽车电池相关数据[24]。

本文设置了 4 种场景来对比验证所提出策略的有效性，分别如下：

1）长时间尺度多目标优化，即考虑长时间尺度下调度成本和心理因素的多目标优化场景，简称为长时间多目标场景。其中，长时间尺度的概念是对比多数文献中以 1 天为调度周期的短时间尺度概念而提出的，以 1 周工作日天数，即 5 个工作日作为调度周期。

2）长时间尺度单目标优化，即考虑长时间尺度下调度成本的单目标优化场景，简称为长时间单目标场景。

3）短时间尺度多目标优化，即考虑短时间尺度(即 1 个调度天)下调度成本和心理因素的多目标优化场景，简称为短时间多目标场景。

4）短时间尺度单目标优化，即考虑短时间尺度下调度成本的单目标优化场景，也即多数文献中采用的充放电调度场景[15]，本文简称为短时间单目标场景。

4.2 长时间尺度分析

文中主要通过长时间多目标场景与短时间多目标场景对比以及长时间单目标场景与短时间单目标场景对比来分析长时间尺度带来的效益。

4.2.1 长时间多目标场景与短时间多目标场景对比分析

长时间多目标场景与短时间多目标场景的调度成本、心理效应以及调度过程如图 3(a)—图 3(c)所示。其中图 3(c)横轴以第 1 调度天调度开始时刻为 0 h，至第 5 调度天调度结束时刻为止，阴影部分为调度时段。

根据图 3(a)，以各调度天长时间多目标场景调度成本为基数，对比各调度天上述 2 种场景调度成本之间的相对差异，可以看出在第 4、5 调度天 2 种场景之间的相对差异较小，而在第 1、3 调度天 2 种场景之间的相对差异较大。

仔细分析图 3(c)中第 1 调度天调度时段内的充放电过程，可发现短时间多目标场景在第 1 调度天追求当天综合效益最优，从而选择适当提高心理效应来追求调度成本的降低，导致短时间多目标场景在第 1 调度天调度结束时 SOC 为 0.72。而长时间多目标场景追求全调度周期内的最优综合效益，在第 1 调度天调度结束时 SOC 仍然维持较高水平，为 0.92，并且在每个调度天调度结束时 SOC 均保持较高水平，位于 0.75~0.95 之间。显然，短时间多目标场景在第 1 调度天调度成本更低。

图 3(a)及下文中出现电动汽车调度成本为负的情况，是因为在该调度天内电动汽车放电收益高于

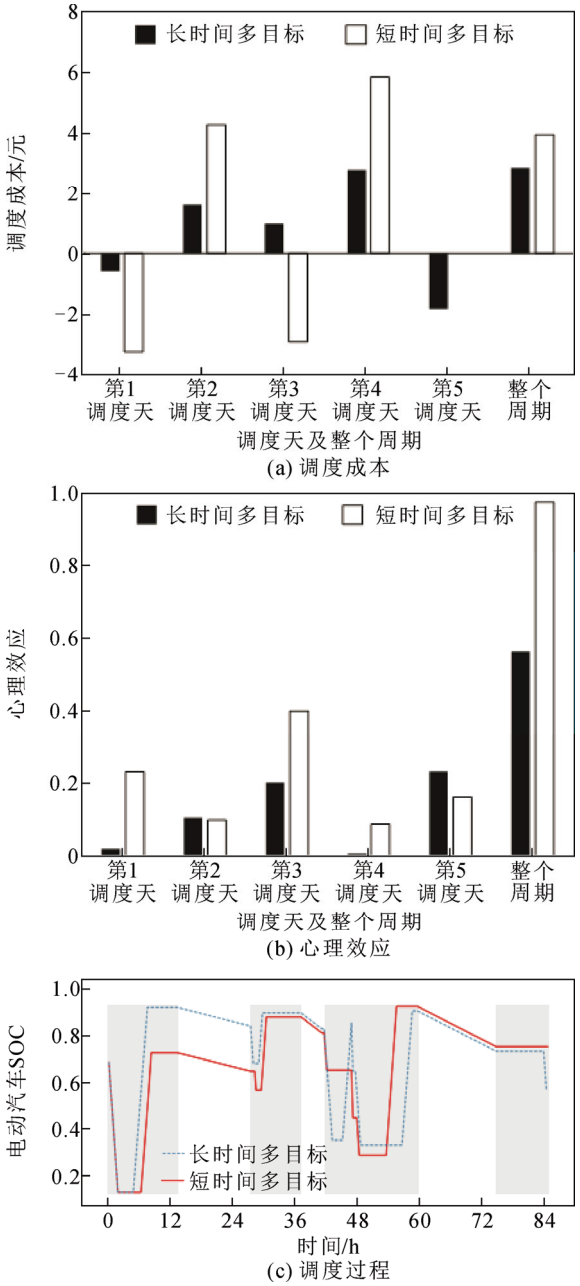


图 3 长时间多目标与短时间多目标场景对比

Fig.3 Comparison of long-time multi-objective and short-time multi-objective scenarios

充电成本。然而，电动汽车在获得更高放电收益的同时，电动汽车调度完成时的 SOC 水平可能较低，使得心理效应较高。

在第 3 调度天，电动汽车接入时刻是 11:56，实际开始调度时刻为 12:00，此时位于电价峰时段，因此 2 种场景下电动汽车均进行放电，而由于长时间多目标场景下实际开始调度时刻的 SOC 水平高于短时间多目标场景，所以长时间多目标场景下电动汽车能够进行更长时间地放电而获得更大收益。在第 4~5 调度天内，2 种场景下电动汽车充放电时段基本吻合，因此调度成本差异比第 3 天小。

在整个调度周期内，与短时间多目标场景相比，长时间多目标场景调度成本和心理效应分别降低 27.58%、42.25%，并且心理效应均维持在 0.25 以下，提高了电动汽车用户对调度的满意度。显然，考虑长时间尺度以及电动汽车用户心理效应会更大程度地降低电动汽车用户的综合成本，提高其满意度。

上述 2 种多目标场景均考虑了心理效应的影响，而由于更高水平的 SOC 会带来更低的心理效应，因此这 2 种场景考虑心理效应后会由于心理效应的影响而相应地提高调度天结束时的 SOC 水平，造成 2 种场景差别不甚显著的现象。因此，本文对比了长时间单目标与短时间单目标场景，剔除心理效应的影响，更好地体现长时间尺度对电动汽车调度的影响。

4.2.2　长时间单目标场景与短时间单目标场景对比分析

长时间单目标场景与短时间单目标场景的调度成本、心理效应以及调度过程如图 4(a)—图 4(c)所示。其中图 4(c)横轴以第 1 调度天调度开始时刻为 0 h，至第 5 调度天调度结束时刻为止，阴影部分为调度时段。

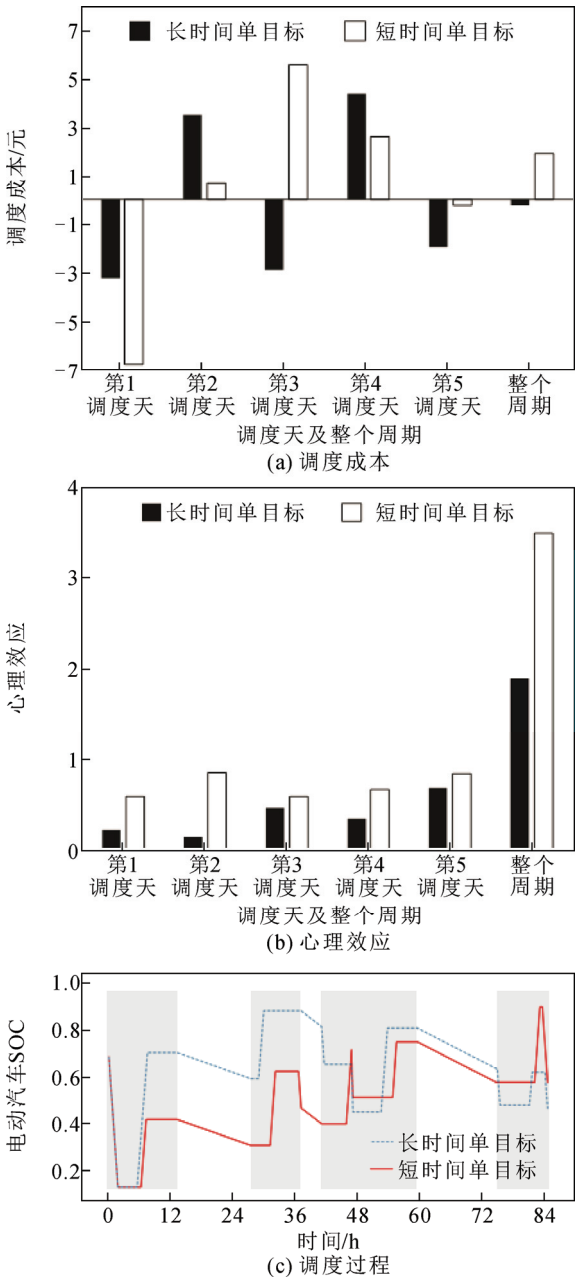


图 4　长时间单目标与短时间单目标场景对比

Fig.4　Comparison of long-time single-objective and short-time single-objective scenarios

综合对比图 4(a)—图 4(c)，可知从整个周期来看，无论是调度成本还是心理效应，长时间单目标场景都比短时间单目标场景更优。在整个调度周期内，与短时间单目标场景相比，长时间单目标场景调度成本降低 113.88%，心理效应降低 45.26%。分析原因可知：短时间单目标场景在第 1 调度天即追求降低调度成本，且充电时段较少而造成调度结束时 SOC 水平较低；同时，待调度天也追求降低调度成本，与长时间单目标场景相比，其 SOC 也维持在较低水平，使得电动汽车能够进行放电的 SOC 裕度较低，难以利用在电价峰时段放电来充分降低调度成本。由于在调度开始前电动汽车具有一定 SOC 水平，在第 1 天结束后，2 种场景下电动汽车 SOC 水平均大幅下降，表明 2 种场景均通过放电换取第 1 调度天的收益。但总体来看，相较于短时间单目标场景，长时间单目标场景在 5 个调度天内的平均 SOC 水平更高，同时也进行了一定程度地放电，大幅降低了调度成本。显然，在可调度 SOC 大致相同的情况下，长时间尺度优化效果更明显，而在短时间尺度下追求某一调度天的效益而忽略对之后调度

天影响的行为并不可取。

4.3 心理效应分析

长时间多目标场景与长时间单目标场景的调度成本以及心理效应分别如图 5(a)、图 5(b)所示。短时间多目标场景与短时间单目标场景的调度成本以及心理效应如附录 A 中图 A2 所示。

由图 5 可知，仅考虑调度成本的长时间单目标场景确实能够降低电动汽车在调度周期内的调度成本，但是相应地该场景也大幅提高了电动汽车用户的心理效应，尤其是在第 5 调度天。而考虑心理效应的长时间多目标场景在所有调度天心理效应都维持在较低水平。

对比图 5(b)及附录 A 中图 A2(b)可知，短时间单目标场景下的心理效应比短时间多目标场景及长时间的 2 种场景下的心理效应都高，说明短时间尺度下仅考虑调度成本最优并不可取。长时间单目标场景第 5 调度天以及短时间单目标场景第 2、4、5 调度天的心理效应都在 0.7 以上，在这种情况下电动汽车用户出行需要承受较大的里程焦虑，显然是不可取的。因此在调度时考虑电动汽车用户心理效应是可取的。

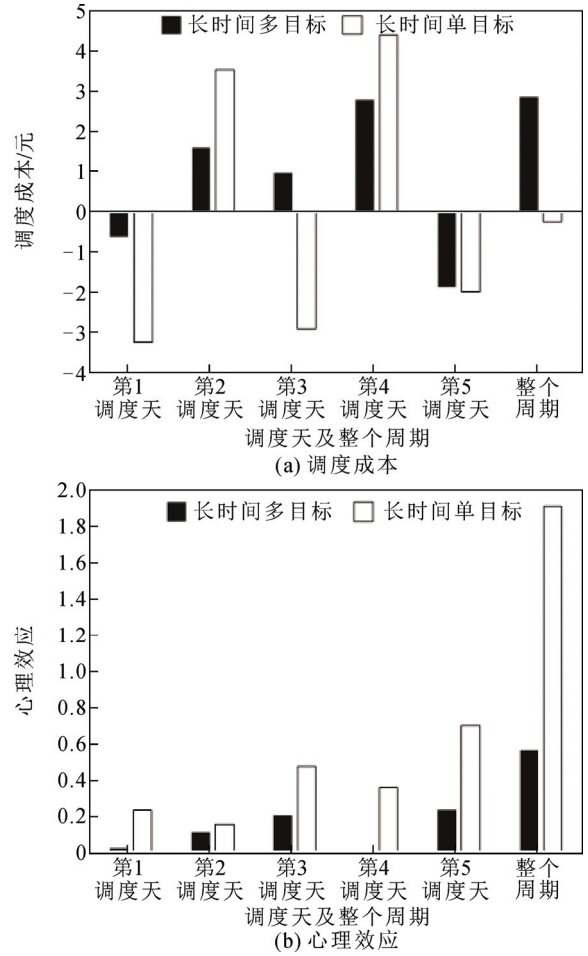


图 5 长时间多目标与长时间单目标场景对比

Fig.5 Comparison of long-time multi-objective and long-time single-objective scenarios

5 结论

1）本文构建的长时间尺度电动汽车充放电调度策略，重点考虑了长时间尺度对电动汽车充放电调度的影响，同时量化了电动汽车用户的心理效应。

2）考虑长时间尺度使得对电动汽车的充放电调度能够从更为宏观的角度进行，避免由于短时间局部优化而造成宏观时间尺度的效益劣化。

3）通过对电动汽车用户出行心理效应的量化，并对其进行一定优化，心理效应在电动汽车充放电调度周期内长期维持低于 0.25，提高了电动汽车用户满意度。

4）维持较高水平的 SOC，如维持在 0.75~0.9，并在此基础上进行合理充放电调度，从长远角度看，对于降低电动汽车用户的调度成本以及心理焦虑都有较好的影响。

在多数情况下，仅考虑电价的需求响应措施难以充分高效地调度电动汽车，因此在后续研究中将考虑更为有效地结合多种需求响应措施，进一步提高电动汽车用户接受调度的积极性和调度效率。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 侯 慧，柯贤彬，王成智，等. 区域电动汽车协调优化的充放电策略[J]. 高电压技术，2018，44(2)：648-654.
HOU Hui, KE Xianbin, WANG Chengzhi, et al. Coordinated optimization strategy for electric vehicles' charging and discharging in different regions[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(2): 648-654.

[2] WEI W, LIU F, MEI S W. Charging strategies of EV aggregator under renewable generation and congestion: a normalized Nash equilibrium approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1630-1641.

[3] 李咸善，陈敏睿，程 杉，等. 基于双重激励协同博弈的含电动汽车微电网优化调度策略[J]. 高电压技术，2020，46(7)：2286-2295.
LI Xianshan, CHEN Minrui, CHENG Shan, et al. Research on optimal scheduling strategy of microgrid with electric vehicles based on dual incentive cooperative game[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7): 2286-2295.

[4] SINGH J, TIWARI R. Cost benefit analysis for V2G implementation of electric vehicles in distribution system[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5963-5973.

[5] 王锡凡，邵成成，王秀丽，等. 电动汽车充电负荷与调度控制策略综述[J]. 中国电机工程学报，2013，33(1)：1-10.
WANG Xifan, SHAO Chengcheng, WANG Xiuli, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 1-10.

[6] ALIZADEH M, WAI H T, CHOWDHURY M, et al. Optimal pricing

to manage electric vehicles in coupled power and transportation networks[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2017, 4(4): 863-875.

[7] 王　毅，王飞宏，侯兴哲，等. 住宅区电动汽车充电负荷随机接入控制策略[J]. 电力系统自动化，2018，42(20)：53-58.
WANG Yi, WANG Feihong, HOU Xingzhe, et al. Random access control strategy of charging for household electric vehicle in residential area[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 53-58.

[8] 齐先军，李冬伟，纪姝彦. 采用功率限制的住宅区电动汽车有序充电控制策略[J]. 电网技术，2016，40(12)：3715-3721.
QI Xianjun, LI Dongwei, JI Shuyan. A coordinated charging control strategy for electric vehicles in residential area with power limitation[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3715-3721.

[9] 田立亭，史双龙，贾　卓. 电动汽车充电功率需求的统计学建模方法[J]. 电网技术，2010，34(11)：126-130.
TIAN Liting, SHI Shuanglong, JIA Zhuo. A statistical model for charging power demand of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 126-130.

[10] 苗世洪，徐　浩，钱甜甜，等. 扩展时间尺度下的电动汽车有序充电策略[J]. 中国电机工程学报，2015，35(23)：5959-5967.
MIAO Shihong, XU Hao, QIAN Tiantian, et al. An ordered charging strategy for electric vehicles under an extended time scale[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 5959-5967.

[11] AHMADIAN A, SEDGHI M, MOHAMMADI-IVATLOO B, et al. Cost-benefit analysis of V2G implementation in distribution networks considering PEVs battery degradation[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(2): 961-970.

[12] 龙雪梅，杨　军，吴赋章，等. 考虑路网−电网交互和用户心理的电动汽车充电负荷预测[J]. 电力系统自动化，2020，44(14)：86-93.
LONG Xuemei, YANG Jun, WU Fuzhang, et al. Prediction of electric vehicle charging load considering interaction between road network and power grid and user's psychology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 86-93.

[13] 杨　威，向　月，刘俊勇，等. 基于多代理技术的电动汽车规模演化模型[J]. 电网技术，2017，41(7)：2146-2154.
YANG Wei, XIANG Yue, LIU Junyong, et al. Multi-agent modeling for the scale evolution of plug-in electric vehicles[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2146-2154.

[14] 邢紫佩，王守相，梅晓辉，等. 考虑电动汽车充放电全程功率变化率和用户舒适度的 V2H 调度策略[J]. 电力自动化设备，2020，40(5)：70-76.
XING Zipei, WANG Shouxiang, MEI Xiaohui, et al. V2H scheduling strategy considering charging and discharging power change rate of electric vehicles and users' comfort level[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 70-76.

[15] 安　杨，李华强，阚力丰，等. 考虑用户综合满意度的居民区电动汽车充放电优化策略[J]. 电测与仪表，2019，56(6)：7-13.
AN Yang, LI Huaqiang, KAN Lifeng, et al. Optimal charging-discharging strategy of electric vehicles in residential area considering user comprehensive satisfaction[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(6): 7-13.

[16] WEI Z, LI Y, CAI L. Electric vehicle charging scheme for a park-and-charge system considering battery degradation costs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2018, 3(3): 361-373.

[17] FARZIN H, FOTUHI-FIRUZABAD M, MOEINI-AGHTAIE M. A practical scheme to involve degradation cost of lithium-ion batteries in vehicle-to-grid applications[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(4): 1730-1738.

[18] 刘利兵，刘天琪，张　涛，等. 计及电池动态损耗的电动汽车有序充放电策略优化[J]. 电力系统自动化，2016，40(5)：83-90.
LIU Libing, LIU Tianqi, ZHANG Tao, et al. Orderly charging and discharging strategy optimization for electric vehicles considering dynamic battery-wear model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(5): 83-90.

[19] ARSLAN T. A psychometric approach to the VIKOR method for eliciting subjective public assessments[J]. IEEE Access, 2020, 8: 54100-54109.

[20] 李佩杰，林颂晨，白晓清，等. 计及配电网三相模型的电动汽车充电滚动时域控制[J]. 中国电机工程学报，2016，36(17)：4533-4542.
LI Peijie, LIN Songchen, BAI Xiaoqing, et al. Receding-horizon-control-based charging method of electric vehicle considering three-phase model of distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4533-4542.

[21] 李帅虎，向丽珍，向振宇，等. 用于改善 VSG 频率响应的模型预测控制方法[J]. 高电压技术，2021，47(8)：2856-2864.
LI Shuaihu, XIANG Lizhen, XIANG Zhenyu, et al. MPC control method for improving VSG frequency response[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(8): 2856-2864.

[22] 谭碧飞，陈皓勇，梁子鹏，等. 基于协同 NSGA-Ⅱ的微电网随机多目标经济调度[J]. 高电压技术，2019，45(10)：3130-3139.
TAN Bifei, CHEN Haoyong, LIANG Zipeng, et al. Stochastic multi-objective economic dispatch of micro-grid based on CoNSGA-Ⅱ[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(10): 3130-3139.

[23] 潘振宁，余　涛，王克英. 考虑多方主体利益的大规模电动汽车分布式实时协同优化[J]. 中国电机工程学报，2019，39(12)：3528-3540.
PAN Zhenning, YU Tao, WANG Keying. Decentralized coordinated dispatch for real-time optimization of massive electric vehicles considering various interests[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3528-3540.

[24] HOANG D T, WANG P, NIYATO D, et al. Charging and discharging of plug-in electric vehicles (PEVs) in vehicle-to-grid (V2G) systems: a cyber insurance-based model[J]. IEEE Access, 2017, 5: 732-754.



侯　慧
1981—，女，博士，副教授，博导
主要从事电动汽车与电网互动、能源互联网等的研究工作
E-mail: houhui@whut.edu.cn

HOU Hui
Ph.D.
Associate professor



吴细秀(通信作者)
1975—，女，博士，副教授，硕导
主要从事高电压绝缘、高压电器电磁仿真的研究工作
E-mail: wuxixiu@whut.edu.cn

WU Xixiu
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2021-09-23　在线出版日期　2022-07-26
编辑　张　准　余洋洋

附录 A

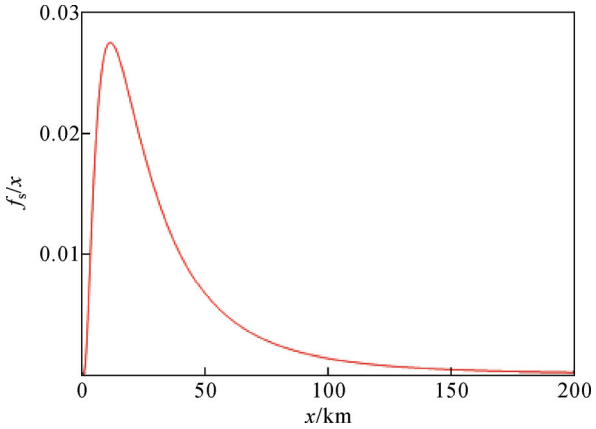


图 A1　$f_S(x)$图像

Fig.A1　Graph of $f_S(x)$

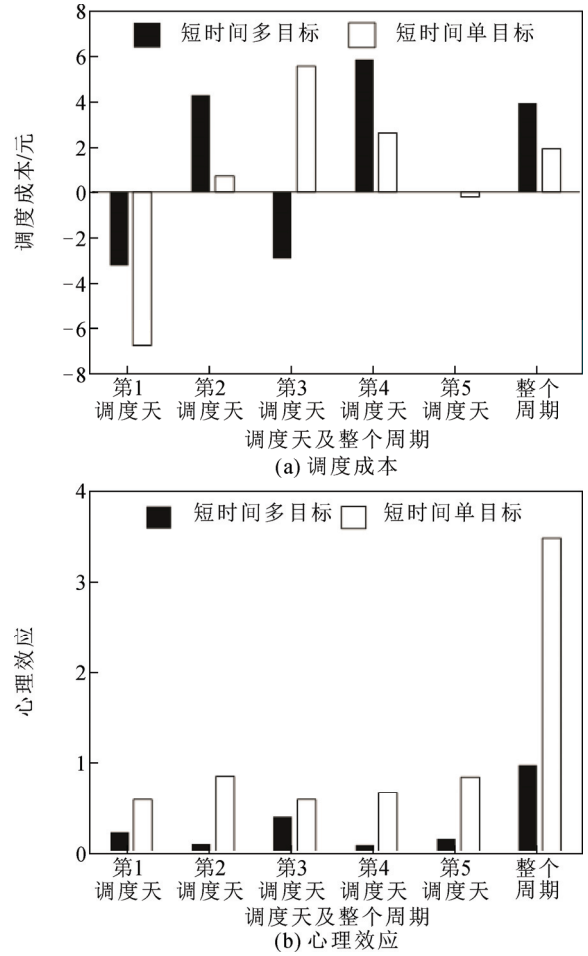


图 A2　短时间多目标与短时间单目标场景对比

Fig.A2　Comparison of short-time multi-objective and short-time single-objective scenarios

附录 B

表 B1　电动汽车充放电分时电价

Table B1　Time-of-day tariffs for electric vehicle charging and discharging

时段	电价时段	充电分时电价/元	放电分时电价/元
0 时至 7 时	谷时段	0.394 6	0.394 6
7 时至 10 时	平时段	0.695 0	0.695 0
10 时至 15 时	峰时段	1.004 4	1.004 4
15 时至 18 时	平时段	0.695 0	0.695 0
18 时至 21 时	峰时段	1.004 4	1.004 4
21 时至 23 时	平时段	0.695 0	0.695 0
23 时至 24 时	谷时段	0.394 6	0.394 6

表 B2　电动汽车电池参数

Table B2　Battery parameters of electric vehicles

电动汽车参数	电池容量/(kW·h)	充放电功率/kW	单位里程能耗/(kW·h·km^{-1})	SOC 范围	充放电效率
参数值	22	6.9	0.14	0.1~0.95	0.95