Vol.41 No.6 Jun. 2021

考虑电动汽车时空接人随机性的充储电站 有序充放电分散式优化

程 杉¹,魏昭彬¹,赵子凯¹,汪业乔¹,赵孟雨² (1. 三峡大学 新能源微电网湖北省协同创新中心,湖北 宜昌 443002; 2. 国网河南省电力有限公司许昌供电公司,河南 许昌 461000)

摘要:针对电动汽车时空接入的随机性,提出一种基于改进拉格朗日对偶松弛法的充储电站有序充放电分散 式优化调度方法。首先,根据出行链和马尔可夫决策理论,建立计及出行路径随机性的电动汽车时空接入模 型和不同温度及交通路况下的电动汽车单位行驶里程能耗模型;其次,考虑电动汽车的充放电约束、充储电 站和配电网的运行约束,构建以充储电站收益最大化为目标函数的充储电站侧优化数学模型;然后,基于改 进拉格朗日对偶松弛法,提出该模型的分散式优化求解方法;最后,以某典型城区道路拓扑为例,对比分析不 同出行路径、温度、交通路况和调度策略下各充储电站的收益、负荷曲线和计算效率。算例结果表明:所提方 法综合考虑多种环境因素,使充储电站的调度结果更加全面实际,且计算效率得到了大幅提升。

DOI:10.16081/j.epae.202103014

0 引言

2020年我国电动汽车 EV(Electric Vehicle)累 计保有量达到492万辆^[1]。然而,大规模 EV 在时空 双重维度上的随机并网和无序充电可能会降低电力 系统的运行稳定性^[2]。因此,考虑 EV 时空接入随机 性,建立科学合理的充放电负荷时空分布预测模型, 并据此提出有效的充储电站有序充放电优化计算及 决策方法,具有重要的理论价值和现实意义。

目前,国内外学者对EV时空分布进行了广泛的研究。文献[3]在EV空间预分配的基础上,分别研究了各区域不同充电特性产生的充电负荷的时空分布;文献[4]利用最短路径算法规划EV在不同区域间的出行路径,建立了充电负荷的时空分布模型;文献[5]采用马尔可夫决策理论对EV出行路径进行动态随机模拟,从而得到EV充电负荷的时空分布,但未研究EV的放电反馈;文献[6]基于起讫(OD)矩阵和云模型提出了EV充电负荷的时空分布预测方法,但忽略了气温、交通路况对EV出行的影响;文献[7]采用模糊算法拟合温度、EV行驶速度产生的能耗,提出了基于出行链技术的EV充电负荷预测方法,但未考虑具体路网拓扑、温度和交通路况三者间的耦合关系对EV时空分布的影响。

综合而言,目前针对EV时空分布的研究存在以

收稿日期:2020-08-11;修回日期:2021-01-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51607105);三峡大 学硕士学位论文培优基金资助项目(2020SSPY059)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51607105) and the Research Fund for Excellent Dissertation of China Three Gorges University (2020SSPY059) 下2个问题:①对EV时空接入随机性、温度、交通路 况等多个因素的计量不够全面具体;②EV时空分布 大多应用于其充电负荷预测,关于含时空接入随机 性的EV有序充放电协调调度方面的研究不够深入。 事实上,根据EV的时空接入过程能更准确地计算得 到其到达充电站的初始接入信息,为充电站的调度 策略提供数据支撑。

在未考虑 EV 时空分布的背景下, EV 优化调度 主要采用集中式控制方法。文献[8]对EV充放电进 行集中调度控制,在提高用户收益和平抑供电侧负 荷波动方面取得了显著的效果。然而,随着EV规模 不断扩大,集中式调度将会面临"维数灾"问题^[9]。 为此,分散式优化控制方法被广泛应用。文献[10] 提出了一种在多代理系统中EV协调充电的分散式 算法,显著减小了负荷峰谷差;文献[11]采用交替方 向乘子法对EV充电进行分散式调度,同时兼顾了计 算精度和效率;文献[12]基于拉格朗日松弛法将EV 充电调度集中式问题分解为多个子问题并行求解, 分解协调过程简便、可靠,但其迭代步长参数为常 数,使得算法的自适应收敛能力和收敛速度易受调 度参数量纲影响。另外,上述文献中的分散式优化 调度模型基本未考虑储能电站。而规模化储能可有 效削峰填谷,缓解电网高峰用电需求,并减小其运行 维护成本[13]。

鉴于此,本文计及EV时空接入随机性,提出 了一种基于改进拉格朗日对偶松弛法ILDRM(Improved Lagrange Dual Relaxation Method)的充储电 站有序充放电分散式优化调度方法。首先,构建简 单和复杂出行链,利用蒙特卡洛方法随机生成EV行 程起讫点和出行开始时刻;然后,采用马尔可夫决策 理论模拟 EV 车主的行驶路线,计及不同温度和道 路等级交通实况对 EV 能耗的影响,计算 EV 到达各 充储电站的时刻、荷电状态 SOC(State Of Charge)和 停驻时长;最后,基于 ILDRM 对 EV 和充储电站内电 池储能 BES(Battery Energy Storage)的有序充放电 进行协调优化调度,并对比分析充储电站在不同调 度策略、不同出行路径、高温、拥堵情况下的负荷优 化效果和计算效率。

1 EV 时空随机接入模型

1.1 EV出行模型

将 EV 出行需求分为回家 H(Home)、工作 W (Work)、购物用餐 SE(Shopping & Eating)、社交休闲 SR(Social & Recreation)以及其他事务 O(Other family / personal errands)5种类型,这些出行需求类型的起讫点和途径地均可以为 EV 与充储电站进行能量交互的场所。本文中的出行链包括2种模式: ①出行目的单一的出行链,即 H-W、H-SR / SE / O和W-SR / SE / O;②多种类型的出行目的构成的混合出行链,即行程起点、途径地、行程终点均涉及 H、W、SR / SE / O这3种类型。

每段行程的开始时刻 t_s 服从正态概率分布,其 概率密度函数 $f(t_s)$ 如式(1)所示^[14]。

$$f(t_{\rm s}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-(t_{\rm s}-\mu)^2/(2\sigma^2)}$$
(1)

其中, μ 、 σ 分别为 t_s 的均值、标准差。

1.2 基于马尔可夫决策过程的随机路径模拟

可以基于马尔可夫决策过程理论建立 EV 在行 驶过程中路径决策问题模型。将 EV 在行驶过程中 可能经过的所有节点视为状态集 *S*, EV 到达各节点 的所有时刻视为决策时刻集 *T*, EV 在所有决策时刻 做出的路径决策所组成的集合视为行动集 *A*, EV 在 行驶过程中每段路径的行驶时间视为报酬 *R*。

以图1所示*n*+1节点区域为例:当EV处于节点 0时,与节点0有物理连接的节点包括节点1、2、…、 *n*,则*S*={1,2,…,*n*},*A*={*d*₁,*d*₂,…,*d*_{*n*}}(*d*_{*r*}表示节点0 与节点*r*之间的路径被选择动作,*r*=1,2,…,*n*),*R*,*r*= *L*,/*v*,(*L*,*v*,分别为节点0与节点*r*之间路径的距离、行 驶速度,*r*=1,2,…,*n*)。在实际行驶中,最短行驶时



图 1 节点转移示意图 Fig.1 Schematic diagram of node transfer

间对应的路径被选择的概率往往最大。假设第Q条路径被选择的概率为 $P_Q(Q=1,2,...,n)$,则EV从 节点0转移至节点r的概率 $p(r|0,d_r)$ 为:

$$p(r \mid 0, d_r) = \begin{cases} 1 & r = 1\\ \frac{(1 - P_Q)L_r}{(1 - p_{smax})v_r} & r \ge 2, \ r \ne Q \end{cases}$$
(2)

$$\begin{cases} p_{\text{smax}} = \max\left\{ p_{\text{temp}}\left(r \mid 0, d_{r}\right) \right\} \\ p_{\text{temp}}\left(r \mid 0, d_{r}\right) = \begin{cases} 1 & r = 1 \\ \frac{\sum_{k=1}^{n} \frac{L_{k}}{v_{k}} - \frac{L_{r}}{v_{r}} & r \ge 2 \\ \hline (n-1) \sum_{k=1}^{n} \frac{L_{k}}{v_{k}} & r \ge 2 \end{cases}$$
(3)

其中, $p_{\text{temp}}(r|0, d_r)$ 为概率计算中间变量; p_{smax} 为最短 行驶时间对应路径被选择的概率。

将转移概率累加分段处理,并引入随机概率系 数β体现路径决策的随机性,如图2所示。



图2 转移概率分段示意图

Fig.2 Piecewise diagram of transfer probability

图2中,每个分段点的概率为:

$$p_{h-1} = \sum_{k=1}^{n} p(k | 0, d_k) \quad h = 1, 2, \cdots, n$$
(4)

 $将p(h|0,d_h)$ 累加分段后,可以得到:

$$p(h|0, d_h) = p_h - p_{h-1}$$
 $h = 1, 2, \cdots, n$ (5)

可见,EV可随机选择出行路径至行程终点,且 不同的交通路况会产生不同的路径决策,之后根据 EV所处路段的行驶速度即可得到EV在各时刻的空 间位置。

1.3 单位里程能耗模型

交通路况和实际温度 d 是决定 EV 单位里程能 耗量的 2 个主要因素^[15]: EV 在不同交通路况下的行 驶速度 v 会产生不同的能耗量; d 的变化会影响 EV 用户的空调开启率 D on 及空调在对应 d 下的能耗量。

城市道路被分为快速路、主干路、次干路、支路 4种等级,每种等级在不同的交通路况下具有不同 的v。据此,EV在行驶过程中单位里程的能耗量可 表示为^[16]:

$$\begin{cases} E_{\rm ks} = -0.004 \, v + 0.247 + 1.52/v \\ E_{\rm zg} = 0.004 \, v - 0.179 + 5.492/v \\ E_{\rm cg} = -0.001 \, v + 0.21 + 1.531/v \\ E_{\rm z} = -0.002 \, v + 0.208 + 1.553/v \end{cases}$$
(6)

在不同的温度下,EV用户的空调开启率D_{on}可 表示为^[17]:

$$D_{\rm on} = q_1 d^3 + q_2 d^2 + q_3 d + b_1 \tag{7}$$

其中,q1-q3和b1为拟合参数。

EV在不同温度下开启空调后产生的单位里程 能耗与空调关闭条件下单位里程能耗之比D_{rate}为^[15]:

$$D_{\rm rate} = q_4 (d + b_2)^2 + b_3 \tag{8}$$

其中,q₄、b₂、b₃为拟合参数。

综上,*t*时刻*z*位置处EV的单位里程能耗量 *E*(*t*,*z*)可以表示为:

$$E(t,z) = \begin{cases} E_{l}(t,v(t,z))D_{\text{rate}} & 0 < D_{\text{on}} \leq 1\\ E_{l}(t,v(t,z)) & D_{\text{on}} = 0 \end{cases}$$
(9)

1.4 充储电站的停驻时长

根据交通能耗模型和温度能耗模型可以得到 EV 到达每座充储电站时的剩余电量。若剩余电量 不足以支撑 EV 到达下一个目的地,则选择在所到达 的充储电站停驻以进行充放电行为,直到 EV 电池的 电量达到期望电量与满电量之间的水平^[14]。

EV在不同充电区域的停驻时长 t_{park} 基本符合指数分布^[18],其概率密度函数 $f(t_{\text{park}})$ 为:

$$f(t_{\text{park}}) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-t_{\text{park}}/\theta} & t_{\text{park}} > 0\\ 0 & t_{\text{park}} = 0 \end{cases}$$
(10)

其中, θ为指数分布的基本参数。

根据式(10),利用蒙特卡洛方法抽取 EV 在充储 电站的停驻时长,且需要满足式(11)所示约束。

$$\frac{\left(S_{\text{lea},i}^{\text{EV}} - S_{\text{s},i}^{\text{EV}}\right)C^{\text{EV}}}{P_{\text{ch}}^{\text{EV}}} \leq t_{\text{park},i}$$
(11)

其中, $t_{park,i}$ 为第i辆EV在充储电站的停驻时长; $S_{s,i}^{EV}$ 、 $S_{lea,i}^{EV}$ 分别为第i辆EV到达、离开充储电站时电池的SOC; C^{EV} 为EV电池的容量; P_{ch}^{EV} 为EV的额定充电功率。

2 充储电站优化数学模型

2.1 充储电站集中式优化模型

2.1.1 集中式调度框架

充储电站的集中式调度框架如附录中图 A1 所示。充储电站内设置了中心控制器 CC(Center Controller),用于收集 EV 的接入时段 $T_{c,i}^{EV}$ 、离开时段 $T_{lea,i}^{EV}$ 、初始电池 SOC 以及 BES 在各时刻的 SOC,制定 和控制 EV 与 BES 的充放电计划。

在本文中,当EV 接入充储电站后,认为EV 用户 服从统一调配^[12]。充储电站根据电价和配电网运行 安全性等因素,协同调度EV和BES的充放电行为。 2.1.2 目标函数

以充储电站每日收益F最大为目标函数,如式(12)所示。

$$\max_{\chi_{i}^{\prime},\eta_{i}^{j},\mu^{j},\nu^{j}} F = \Delta T \sum_{j=1}^{J} \sum_{i=1}^{J} (P_{\rm ch}^{\rm EV} \chi_{i}^{j} c_{\rm ch}^{\rm sell} - P_{\rm d}^{\rm EV} \eta_{i}^{j} c_{\rm d}^{\rm buy}) - \sum_{j=1}^{J} P_{\rm g}^{j} c^{\rm buy}$$
(12)

其中,J为调度时段总数;I为接入该充储电站的EV 数量; P_{d}^{EV} 为EV在充储电站的额定放电功率; χ_{i}^{i} 、 η_{i}^{i} 分别为第i辆EV在j时段的充、放电状态,处于相应 状态则取值为1,否则取值为0; μ^{j} 、 v^{j} 分别为j时段 BES的充、放电状态,处于相应状态则取值为1,否则 取值为0; ΔT 为EV和BES的单位调度时段时长; c_{ch}^{sell} 、 c_{d}^{buy} 和 c^{buy} 分别为EV充电电价、放电电价和充储 电站的购电电价; P_{g}^{i} 为j时段充储电站的购电功率。 2.1.3 约束条件

(1)EV调度时间约束^[12]。

对第*i*辆EV的实际调度时段进行以下规定:开始调度时段为其接入充储电站时刻*T_{e,i}*所处下一时段的开始,结束调度时段为其离开充储电站时刻 *T_{lea,i}*所处上一时段的末尾。即:

$$J_{\mathrm{e},i} = \left\lfloor \frac{T_{\mathrm{e},i}}{\Delta T} \right\rfloor, \ J_{\mathrm{lea},i} = \left\lceil \frac{T_{\mathrm{lea},i}}{\Delta T} \right\rceil$$
(13)

其中, 」和「 〕分别为向下和向上取整符号; J_{e,i}、J_{lea,i}分 别为第*i*辆 EV 接入、离开充储电站时刻所处的时段。 于是有:

 $\chi_i^j = 0$ $j = 1, 2, \dots, J_{c,i}, J_{lea,i} + 1, J_{lea,i} + 2, \dots, J$ (14) $\eta_i^j = 0$ $j = 1, 2, \dots, J_{c,i}, J_{lea,i} + 1, J_{lea,i} + 2, \dots, J$ (15) 即在可调度时段外EV都无法充放电。

(2)EV电池的期望SOC约束^[12]。

$$S_{\text{ex},i}^{\text{EV}}C^{\text{EV}} \leq \Delta T \sum_{j=1}^{J} \left(P_{\text{ch}}^{\text{EV}} \chi_{i}^{j} - P_{\text{d}}^{\text{EV}} \eta_{i}^{j} \right) + S_{\text{s},i}^{\text{EV}}C^{\text{EV}} \leq S_{\text{max}}^{\text{EV}}C^{\text{EV}} (16)$$

其中, S_{\max}^{EV} 为EV电池允许的最大SOC; $S_{ex,i}^{EV}$ 为第i辆 EV电池的期望SOC。

(3)EV电池的SOC上下限约束。

$$S_{\min}^{\text{EV}} C^{\text{EV}} \leq \Delta T \sum_{j=1}^{S_{\max}} \left(P_{\text{ch}}^{\text{EV}} \chi_i^j - P_{\text{d}}^{\text{EV}} \eta_i^j \right) + S_{\text{s},i}^{\text{EV}} C^{\text{EV}} \leq S_{\max}^{\text{EV}} C^{\text{EV}} (17)$$

其中, S_{\min}^{EV} 为EV电池允许的最小SOC; J_{Now} 为当前时 段, $J_{Now} \in \{J_{e,i}+1, J_{e,i}+2, \dots, J_{lea,i}\}$ 。

(4)EV充放电状态约束。

 $\chi_{i}^{j} + \eta_{i}^{j} \leq 1 \quad j \in \{J_{c,i} + 1, J_{c,i} + 2, \dots, J_{lea,i}\}$ (18) 即在同一时段EV不能同时发生充、放电行为。

(5)BES的SOC上下限约束。

$$S_{\min}^{\text{BES}} C^{\text{BES}} \leq \Delta T \sum_{j=1}^{J} \left(P_{\text{ch}}^{\text{BES}} \mu^{j} - P_{\text{d}}^{\text{BES}} v^{j} \right) + S_{\text{s}}^{\text{BES}} C^{\text{BES}} \leq S_{\max}^{\text{BES}} C^{\text{BES}}$$
(19)

其中, S_{min}^{BES} 和 S_{max}^{BES} 分别为BES允许的最小和最大SOC; S_{s}^{EES} 为BES参与调度起始时刻的SOC; C^{BES} 为BES的额定容量; P_{ch}^{BES} 分别为BES的恒定充、放电功率。

(6)BES充放电状态约束。

$$\mu^j + v^j \le 1 \tag{20}$$

(7)充储电站的购电量约束。

$$\Delta T \left[\sum_{i=1}^{I} \left(P_{\text{ch}}^{\text{EV}} \chi_{i}^{j} - P_{\text{d}}^{\text{EV}} \eta_{i}^{j} \right) + P_{\text{ch}}^{\text{BES}} \mu^{j} - P_{\text{ch}}^{\text{BES}} v^{j} \right] = P_{g}^{j} \quad (21)$$
(8) 配由 网的负荷约束^[12]

$$L_{0,j} + P_{g}^{j} < P_{M}$$
 (22)

其中, $L_{0,j}$ 为j时段配电网的基础负荷; P_{M} 为配电网的负荷上限。

2.2 基于ILDRM的分解协调过程

将集中式优化问题分解为N个子问题并行求 解,则子问题的目标函数之和即为原问题的目标 函数。

原问题的集中式模型可表示为:

$$\begin{cases} \min g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{N} g_i(\mathbf{x}_i) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} O_i(\mathbf{x}_i) \ge 0 \quad \text{(1)} \\ U_i(\mathbf{x}_i) = 0 \quad \text{(2)} \\ W(\mathbf{x}) = 0 \quad \text{(3)} \end{cases} \end{cases}$$
(23)

其中, $g(\mathbf{x})$ 为原问题的目标函数; $g_i(\mathbf{x}_i)$ 为第i个子问题的目标函数; $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]^{\mathsf{T}}$ 为状态变量;约束条件①和②分别为第i个子问题内部变量的不等式约束和等式约束;约束条件③为原问题中子问题之间有耦合关系的等式约束。

根据LDRM的原理^[19],将耦合约束条件③乘以 拉格朗日乘子松弛到原问题的目标函数中,构造拉 格朗日松弛函数 $L(x, \zeta)$,如式(24)所示。

$$L(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\zeta}) = g(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{\zeta} W(\boldsymbol{x}) \tag{24}$$

其中, $\boldsymbol{\zeta}$ 为拉格朗日乘子, $\boldsymbol{\zeta} = [\boldsymbol{\zeta}_1, \boldsymbol{\zeta}_2, \dots, \boldsymbol{\zeta}_N]^T$ 。

于是,原问题可等效为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}} \max_{\boldsymbol{\zeta}} L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\zeta}) \\ \text{s.t. } O(\mathbf{x}) \ge 0, \ U(\mathbf{x}) = 0 \end{cases}$$
(25)

则原问题的对偶问题为:

$$\max \varphi(\zeta) = \max \min L(\mathbf{x}, \zeta)$$
(26)

由式(25)可见,约束条件中已不含子问题间的 耦合关系约束,将该等效模型分解为N个子问题,如 式(27)所示。

$$\begin{cases} \min \left\{ g_i(\boldsymbol{x}_i) - \boldsymbol{\zeta}_i W(\boldsymbol{x}'_1, \boldsymbol{x}'_2, \cdots, \boldsymbol{x}'_i, \cdots, \boldsymbol{x}'_N) \right\} \\ \text{s.t.} \quad O_i(\boldsymbol{x}_i) \ge 0, \ U_i(\boldsymbol{x}_i) = 0 \end{cases}$$
(27)

其中,x'为可行解。

分解等效模型后,根据ζ并行计算各子问题的 内部变量x_i,并判断是否满足原问题中的耦合关系 约束。若不满足,则更新ζ重新计算,直到得到满足 耦合关系约束的全局最优解。

采用次梯度法对ζ进行更新迭代,如式(28) 所示。

$$\boldsymbol{\zeta}^{(m+1)} = \boldsymbol{\zeta}^{(m)} + a^{(m)} \frac{\boldsymbol{s}^{(m)}}{\|\boldsymbol{s}^{(m)}\|_{1}}$$
(28)

$$\lim_{m \to \infty} a^{(m)} = 0$$

$$\sum_{m=1}^{\infty} a^{(m)} = \infty$$
(29)

$$\boldsymbol{s}^{(m)} = \begin{bmatrix} W\left(\boldsymbol{x}_{1}^{(m)}, \boldsymbol{x}_{2}^{(m)}, \cdots, \boldsymbol{x}_{N}^{(m)}\right) \\ W\left(\boldsymbol{x}_{1}^{(m)}, \boldsymbol{x}_{2}^{(m)}, \cdots, \boldsymbol{x}_{N}^{(m)}\right) \\ \vdots \\ W\left(\boldsymbol{x}_{1}^{(m)}, \boldsymbol{x}_{2}^{(m)}, \cdots, \boldsymbol{x}_{N}^{(m)}\right) \end{bmatrix}$$
(30)

其中,*m*为迭代次数; $a^{(m)}$ 为迭代步长因子,其满足式 (29); $\|s^{(m)}\|_1$ 为 $s^{(m)}$ 的1范数, $s^{(m)}$ 为一个列向量,需满 足式(30)。

将传统 LDRM 中的迭代步长因子进行分段处 理,得到 ILDRM,如式(31)所示。在迭代初期,采用 传统一次函数型步长公式,以加快收敛速度,并跟踪 下界函数值在相邻 2 次迭代中的差值 $\Delta \varepsilon$ 以及上界 与下界之间的绝对对偶间隙 τ (如式(32)所示)。若 $\Delta \varepsilon < \tau$,则保持一次函数型步长公式不变;否则,对步 长公式进行分段,使用二次函数型步长公式进行精 细化搜索,直到 τ 满足精度要求。

$$a^{(m)} = \begin{cases} \frac{1}{A + Bm} & \Delta \varepsilon < \tau \\ \frac{1}{C + Dm + Em^2} & \Delta \varepsilon \ge \tau \\ \tau = \left| g(\mathbf{x}') - \varphi(\boldsymbol{\zeta}') \right| \end{cases}$$
(31)

其中,A、B、C、D、E为正常数;x'和 ζ' 分别为原问题和 对偶问题的可行解。

若 τ 满足精度要求,即 $\tau < \delta(\delta$ 为一个很小的数),则认为算法取得最优解。

2.3 充储电站有序充放电分解协调调度

2.3.1 分解协调过程

(1)拉格朗日松弛。

在充储电站集中式优化模型的基础上进行分解 协调求解,耦合关系约束式(21)和式(22)分别乘以 各时段的拉格朗日乘子 ζ_i ,并进行简化,得到原问题 的拉格朗日松弛函数 $L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta)$,如式(33) 所示。

$$L(\chi_{i}^{j}, \eta_{i}^{j}, \mu^{j}, v^{j}, \zeta) = \Delta T \sum_{j=1}^{J} \sum_{i=1}^{I} (P_{ch}^{EV} \chi_{i}^{j} c_{ch}^{sell} - P_{d}^{EV} \eta_{i}^{j} c_{d}^{buy}) - \sum_{j=1}^{J} P_{g}^{j} c^{buy} + \sum_{j=1}^{J} \zeta_{j} (L_{0,j} + P_{g}^{j} - P_{M}) = \Delta T \sum_{j=1}^{J} \sum_{i=1}^{I} [P_{ch}^{EV} \chi_{i}^{j} (c^{buy} - c_{ch}^{sell} + \zeta_{j}) + P_{d}^{EV} \eta_{i}^{j} (c^{buy} - c_{d}^{buy} - \zeta_{j})] + \Delta T \sum_{j=1}^{J} [P_{d}^{BES} v^{j} (c_{d}^{buy} - \zeta_{j}) + P_{ch}^{BES} \mu^{j} (\zeta_{j} - c^{buy})] + \sum_{j=1}^{J} \zeta_{j} (L_{0,j} - P_{M})$$
(33)

将 BES 视为特殊的 EV,并从式(33)中抽离出涉及 BES 的目标函数部分,可得关于 BES 子问题的目标函数,如式(34)所示。

min
$$L_1(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j) = \Delta T \sum_{j=1}^J \left[P_d^{\text{BES}} v^j (c_d^{\text{buy}} - \zeta_j) + P_{\text{ch}}^{\text{BES}} \mu^j (\zeta_j - c^{\text{buy}}) \right]$$
 (34)

该子目标函数与BES的约束条件式(19)和式 (20)联合组成BES子问题。

然后,针对每辆 EV,将去除 $L_1(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j)$ 部分的目标函数 $L_2(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j)$ 分解为 Z 个子问 题,如式(35)所示。

$$\min L_{2}(\chi_{i}^{j}, \eta_{i}^{j}, \mu^{j}, \nu^{j}, \zeta_{j}) = \Delta T \sum_{j=J_{c,i}+1}^{J_{lea,i}} [P_{ch}^{EV} \chi_{i}^{j} (c^{buy} - c_{ch}^{sell} + \zeta_{j}) + P_{d}^{EV} \eta_{i}^{j} (c^{buy} - c_{d}^{buy} - \zeta_{j})] + \frac{\sum_{j=1}^{J} \zeta_{j} (L_{0,j} - P_{M})}{Z}$$
(35)

此时,EV的约束条件式(13)一(17)可改写为以下形式:

$$S_{\mathrm{ex},i}^{\mathrm{EV}} C^{\mathrm{EV}} \leq \Delta T \sum_{j=J_{\mathrm{e},i}+1}^{J_{\mathrm{lea},i}} \left(P_{\mathrm{ch}}^{\mathrm{EV}} \chi_{i}^{j} - P_{\mathrm{d}}^{\mathrm{EV}} \eta_{i}^{j} \right) + S_{\mathrm{s},i}^{\mathrm{EV}} C^{\mathrm{EV}} \leq S_{\mathrm{max}}^{\mathrm{EV}} C^{\mathrm{EV}}$$

$$S_{\min}^{\text{EV}} C^{\text{EV}} \leq \Delta T \sum_{j=J_{e,i}+1}^{J_{\text{Now}}} \left(P_{\text{ch}}^{\text{EV}} \chi_i^j - P_{\text{d}}^{\text{EV}} \eta_i^j \right) + S_{\text{s},i}^{\text{EV}} C^{\text{EV}} \leq S_{\max}^{\text{EV}} C^{\text{EV}}$$

$$(37)$$

EV的约束条件式(18)保持不变。可见,由于消去了耦合条件约束,由式(33)分解得到的各子问题可以单独求解。

(2)对偶问题。

根据式(26)可得原问题的对偶问题为:

$$D(\boldsymbol{\zeta}) = \max_{\boldsymbol{\zeta} \ge 0} \min_{\boldsymbol{\chi}_{i}^{j}, \boldsymbol{\eta}_{i}^{j}, \boldsymbol{\mu}^{j}, \boldsymbol{\nu}^{j}} L(\boldsymbol{\chi}_{i}^{j}, \boldsymbol{\eta}_{i}^{j}, \boldsymbol{\mu}^{j}, \boldsymbol{\nu}^{j}, \boldsymbol{\zeta})$$
(38)

(3)计算上界和下界。

将子问题中求得的χ_i^j、η^j、μ^j、v^j分别代入原问 题和对偶问题,令原问题、对偶问题的目标函数值分 别为上界、下界。判断上、下界之间的绝对对偶间隙 τ 是否满足 $\tau < \delta$ 。若满足,则近似认定下界目标函数 值为最优解;否则,更新 ζ 。

(4)利用次梯度法更新 ζ 并进行迭代。

按照式(28)和式(31)更新 ζ ,直至满足 $\tau < \delta_{\circ}$

由于各子问题中的目标函数和约束条件均为凸, 凸优化理论能保证该算法一定能收敛到最优解^[19]。 2.3.2 分散式调度框架

分散式调度框架如图3所示,图中Z_c为充储电 站配置的充电桩数量。与集中式调度相比,分散式 调度框架新增了本地控制器LC(Local Controller), 各LC分担原集中式调度中CC的信息搜集和计算工 作,CC只需收集少量由各LC反馈的信息并做简单 判别即可,这样缓解了CC在集中式调度中的计算 压力。





首先,CC将当前调度时刻的购售电价和拉格朗 日乘子初值 ζ_0 传递给LC,LC优化求解各子问题,即 式(34)和式(35),得到EV和BES的充放电方案,并 将其反馈给CC。CC将更新后的 ζ 及购售电价再次 传递给LC,LC据此重新优化求解各子问题。依此 循环,直到满足 $\tau < \delta_0$ 。

由上述分析容易得出,为了缓解CC的计算压力,新增的LC增加了整个调度框架的信息交互量。 但随着5G基站入网,通信时间能达到毫秒级别,故 通信等待时长对调度时间的影响几乎可以忽略。

3 算例设置及分析

3.1 交通网络

(36)

某典型城区的交通拓扑结构见附录中图 A2^[5]。 节点11—16为居民区(H),节点2—6为工业区(W), 节点1、7—10为娱乐购物休闲区(SR / SE / O)。需要 指出的是,根据国家发展和改革委员会印发的《电动 汽车充电基础设施发展指南》对城区充电设施的配 置建议,城区中每个节点都配置了对应的充储电站。 在下文中,充储电站位置处于其对应编号的交通节 点处。

3.2 参数设置

充储电站的相关参数如附录中表 A1 所示^[20], 充储电站的购售电价采用湖北省孝感市充电站的 分时电价^[12],参数如附录中表 A2 所示。EV 在不同 出行链中的 t_s服从的概率分布参数如附录中表 A3 所示^[14]。

设定以下3种交通出行日:①典型日,日平均温 度在25℃左右,交通路况畅通;②高温日,日平均温 度超过35℃,交通路况与典型日相同;③拥堵日,城 区内所有道路交通严重拥堵,其余条件与典型日 相同。

假设所有 EV 电池的 S^{EV} 服从 0.9~1 范围内的均 匀分布。充储电站的单位调度时段时长为 15 min, 总调度周期为 1 d,基于 MATLAB 和 Gurobi进行模型 求解。

3.3 仿真结果

3.3.1 考虑与不考虑EV时空接入随机性的对比分析

为了对比分析 EV 在不同出行路径、温度、交通路况下的负荷曲线,设置以下 6 种场景:场景 1 中 EV 在典型日以最短路径出行,场景 2 中 EV 在典型日以随机路径出行,场景 3 中 EV 在高温日以最短路径出行,场景 4 中 EV 在高温日以随机路径出行,场景 5 中 EV 在拥堵日以最短路径出行,场景 6 中 EV 在拥堵日以随机路径出行。

将EV时空接入确定性与随机性进行横向比较, 分别计算其在典型日、高温日和拥堵日对当地负荷 的影响。以处于交通枢纽的充储电站9为例,其在3 种交通出行日的功率曲线如图4所示。由图可知, 无论是在典型日、高温日还是拥堵日,与不考虑EV





Fig.4 Comparison of charging-storage station power between considering and without considering EVs' spatial-temporal access randomness

时空接入随机性的情况相比,考虑随机性情况时充储电站的电负荷都能得到减轻,这是因为通过最短路径规划 EV 行程会导致大规模 EV 固定在某座充储电站充放电,而考虑随机性能够稀释在该充储电站充电的 EV 数量,从而减轻其供电压力;与典型日和拥堵日相比,高温日的00:00—08:00时段呈现出更好的"填谷"效果,这是因为环境温度升高使得 EV 能耗增加,从而导致 EV 在充储电站的充电需求增加,而在 12:00—14:30时段,由于交通路况的恶化导致 EV 整体的充放电需求出现时间维度上的迟滞,使得拥堵日的电负荷高于高温日。总体而言,相较最短路径规划方法,考虑接入随机性、综合温度和交通路况等因素能够使充储电站的调度结果更加全面合理。

3.3.2 分散式与集中式调度优化参数对比

为了比较集中式调度与分散式调度的优化效 果,在H区、SR/SE/O区、W区分别选取1座充储 电站进行典型日下集中式调度与分散式调度结果的 横向比较。由于充储电站接入的EV数量越多,EV 充电需求越大,优化效果差异也就越明显,以在3个 区中处于交通枢纽位置的充储电站4、10、12为例, 比较2种调度方式下充储电站的功率,结果如图5所 示,并计算充储电站收益、负荷峰谷差和负荷标准差 这3个指标定量表征调度结果的优劣,具体结果如 附录中表A4所示。由图5可看出,2种调度方式下 每座充储电站的优化负荷曲线基本重合;由表A4可 知,充储电站收益、负荷峰谷差、负荷标准差这3个 指标的相对偏差均维持在5%以内。上述结果验证 了分散式调度结果的合理性,并进一步表明分散式 调度的优化结果能够近似代替集中式调度的结果。



图 5 集中式与分散式调度方式的电网交互功率对比 Fig.5 Comparison of grid interactive power between centralized and decentralized scheduling methods

3.3.3 计算效率对比

采用MATLAB语言编写集中式调度方法、基于

LDRM的分散式调度方法和基于ILDRM的分散式调 度方法的求解算法,在Windows 7计算机(3.2 GHz, 8 GB, CPU 为四核) 上分别对 50、100、150 辆 EV 参与 调度的情况进行仿真。需要指出的是,由于仿真条 件限制,采用本文方法对各个子问题进行优化时使 用的是串行计算。3种调度方法的计算效率见附录 中图A3。由图可知,基于LDRM和ILDRM进行分散 式调度方法的计算效率显然比集中式调度方法高; 与基于LDRM的分散式调度方法相比,基于ILDRM 的分散式调度方法的计算效率得到了进一步的 提升。当参与调度的EV数量为50、100、150辆时, 基于ILDRM的分散式调度方法的计算时间分别为 基于LDRM的分散式调度方法计算时间的31.7%、 35.9%、33.8%。可见,当接入充储电站的EV规模增 大后,集中式调度方法的计算量会急剧增加,给CC 加重负担,而采用ILDRM不仅能够缓解集中式调度 方法的计算负担,还能够在LDRM计算效率的基础 进一步加快计算速度。

3.3.4 不同调度策略对比

为了验证 EV 的电能回馈和充储电站中 BES 的 优势,以充储电站12为研究对象,设计了以下4种调 度策略进行比较。

调度策略1:EV采用即插即用策略,即EV接入 充储电站12后以额定充电功率进行充电,直到EV 电池达到期望SOC后停止充电。

调度策略2:EV采用有序充电策略,即在EV可 调度时段内充储电站12以站方收益最大为目标引 导EV进行充电。

调度策略3:EV采用有序充放电策略,即充储电站12在EV可调度时段内以站方收益最大为目标引导EV进行充放电。

调度策略4:EV和BES采用有序充放电策略,即 充储电站12在EV可调度时段内以站方收益最大为 目标引导EV和BES进行充放电。

充储电站12采用上述4种调度策略得到的EV 和BES充放电功率和收益结果分别如附录中图A4 和表1所示。可见,调度策略1的充电功率主要集中 在00:00—16:00,该时段由出行链时间参数和EV初 始SOC共同决定,且由于该调度策略未跟随电价引导,其收益为1307.44元,在4种调度策略中最低;调 度策略2采用有序充电策略,将EV的一部分充电需 求转移到购售电价差更大的时段,即12:00—14:30, 从而将充储电站的收益增加到1542.29元;调度策 略3的收益为1582.86元,比调度策略2略高,这是 因为EV在购售电价差较小的时段(08:00—12:00)放 电,而在购售电价差值较大的时段(12:00—14:30)充 电,增加了充储电站的收益;调度策略4的充储电站 中集成了BES,与EV的可调度时段相比,BES的可 调度时段更长,其在购售电价差较小的时段充电、在 购售电价差较大的时段放电的能力更强,使得充储 电站收益在4种调度策略中最高,为1688.15元。

表1 4种调度策略下充储电站的收益对比

 Table 1
 Comparison of charging-storage station's

 profit among four scheduling strategies

调度策略	收益 / 元	调度策略	收益 / 元
1	1 307.44	3	1 582.86
2	1 542.29	4	1688.15

4 结论

EV出行受到很多随机因素的干扰,增加了数学 模型建立的难度。本文根据马尔可夫决策理论和蒙 特卡洛抽样方法,结合出行链技术,构建了计及EV 出行随机性的时空接入模型,并综合考虑了温度和 实际交通路况对出行的影响;在此基础上,提出了基 于ILDRM的分散式优化调度方法,合理调度EV和 充储电站内BES的充放电行为,为大规模EV调度、 充储电站运行等研究提供了依据。根据算例仿真结 果可得到如下结论:

(1)充储电站内的BES能够提高站方收益,避免 因资源闲置造成的潜在经济损失;

(2)在保证调度结果大致相同的情况下,相较于 集中式调度方法和基于LDRM的分散式调度方法, 本文所提基于ILDRM的分散式调度方法的计算效 率得到了大幅提升,适用于大规模EV调度;

(3)高温会引起 EV 充电需求的上升,拥堵会造成电力需求的迟滞,因此综合考虑 EV 时空接入随机性、温度和交通路况等耦合因素,可使调度结果更加全面实际。

本文在建模仿真中假设EV用户能主动将行驶 信息上报给充储电站方,在今后的研究中将制定相 应的滚动优化策略进行多时间尺度分散式优化,以 应对充储电站在无法准确获知全天充电需求的 情况。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

[1] 程杉,倪凯旋,赵孟雨. 基于 Stackelberg 博弈的充换储一体化 电站微电网双层协调优化调度[J]. 电力自动化设备,2020,40 (6):49-55,69.

CHENG Shan, NI Kaixuan, ZHAO Mengyu. Stackelberg game based bi-level coordinated optimal scheduling of microgrid accessed with charging-swapping-storage integrated station[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6):49-55, 69.

[2] 程杉,吴思源,孙伟斌.考虑电压稳定性和充电服务质量的电动汽车充电站规划[J].电力系统保护与控制,2019,47(7): 12-21.

CHENG Shan, WU Siyuan, SUN Weibin. Optimal planning of charging stations for electric vehicles considering voltage stability of distribution system and the quality of service[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 12-21.

 [3] 钱甜甜,李亚平,郭晓蕊,等. 基于时空活动模型的电动汽车充 电功率计算和需求响应潜力评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018,46(23):127-134.
 QIAN Tiantian,LI Yaping,GUO Xiaorui, et al. Calculation of electric which charging neuron and acculation of charged response.

electric vehicle charging power and evaluation of demand response potential based on spatial and temporal activity model [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46 (23) : 127-134.

- [4] 陈静鹏, 艾芊, 肖斐. 基于用户出行需求的电动汽车充电站规划[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(6): 34-39.
 CHEN Jingpeng, AI Qian, XIAO Fei. EV charging station planning based on travel demand [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 34-39.
- [5]张谦,王众,谭维玉,等.基于 MDP 随机路径模拟的电动汽车 充电负荷时空分布预测[J].电力系统自动化,2018,42(20): 59-66.

ZHANG Qian, WANG Zhong, TAN Weiyu, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicle based on MDP random path simulation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 59-66.

- [6] 张晨彧,丁明,张晶晶. 基于交通出行矩阵的私家车充电负荷 时空分布预测[J]. 电工技术学报,2017,32(1):78-87. ZHANG Chenyu,DING Ming,ZHANG Jingjing. A temporal and spatial distribution forecasting of private car charging load based on origin-destination matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2017,32(1):78-87.
- [7] 陈丽丹,聂涌泉,钟庆. 基于出行链的电动汽车充电负荷预测 模型[J]. 电工技术学报,2015,30(4):216-225.
 CHEN Lidan,NIE Yongquan,ZHONG Qing. A model for electric vehicle charging load forecasting based on trip chains[J].
 Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 216-225.
- [8]杨晓东,张有兵,赵波,等.供需两侧协同优化的电动汽车充放 电自动需求响应方法[J].中国电机工程学报,2017,37(1): 120-129.

YANG Xiaodong,ZHANG Youbing,ZHAO Bo, et al. Automated demand response method for electric vehicles charging and discharging to achieve supply-demand coordinated optimization [J]. Proceedings of the CSEE,2017,37(1):120-129.

- [9] 赵俊华,文福拴,杨爱民,等.电动汽车对电力系统的影响及其 调度与控制问题[J].电力系统自动化,2011,35(14):2-10,29.
 ZHAO Junhua,WEN Fushuan,YANG Aimin, et al. Impacts of electric vehicles on power systems as well as the associated dispatching and control problem[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011,35(14):2-10,29.
- [10] 辛昊,严正,许少伦. 基于多代理系统的电动汽车协调充电策略[J]. 电网技术,2015,39(1):48-54.
 XIN Hao,YAN Zheng,XU Shaolun. Multi-agent system based coordinated charging strategy for electric vehicles[J]. Power System Technology,2015,39(1):48-54.
- [11] 吕仁周,白晓清,李佩杰,等.基于交替方向乘子法的电动汽车 分散式充电控制[J].电力系统自动化,2016,40(16):56-63.
 LÜ Renzhou, BAI Xiaoqing, LI Peijie, et al. Decentralized charging control of electric vehicles based on alternate direction method of multiplier[J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(16):56-63.
- [12] 程杉,王贤宁,冯毅煁. 电动汽车充电站有序充电调度的分散 式优化[J]. 电力系统自动化,2018,42(1):39-46.
 CHENG Shan, WANG Xianning, FENG Yichen. Decentralized

optimization of ordered charging scheduling in electric vehicle charging station [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018,42(1):39-46.

- [13] 李军徽,张嘉辉,穆钢,等. 计及负荷峰谷特性的储能调峰日前 优化调度策略[J]. 电力自动化设备,2020,40(7):128-133,140.
 LI Junhui,ZHANG Jiahui,MU Gang, et al. Day-ahead optimal scheduling strategy of peak regulation for energy storage considering peak and valley characteristics of load[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(7):128-133,140.
- [14] 蒋卓臻,向月,刘俊勇,等.集成电动汽车全轨迹空间的充电 负荷建模及对配电网可靠性的影响[J].电网技术,2019,43 (10):3789-3800.

JIANG Zhuozhen, XIANG Yue, LIU Junyong, et al. Charging load modeling integrated with electric vehicle whole trajectory space and its impact on distribution network reliability[J]. Power System Technology, 2019, 43(10): 3789-3800.

- [15] 张恒嘉.基于实证的纯电动汽车性能评估方法和普及可能性研究[D].武汉:武汉理工大学,2014.
 ZHANG Hengjia. Study on the assessing methods and the possibility of popularity of pure electric vehicles based on the empirical test[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2014.
- [16] XING Q, CHEN Z, ZHANG Z Q, et al. Charging demand forecasting model for electric vehicles based on online ridehailing trip data[J]. IEEE Access, 2019, 7:137390-137409.
- [17] 王子伟,梁媛媛,赵宇,等. 汽车空调技术的生命周期气候性能 评估[J]. 制冷技术,2014,34(4):1-7.
 WANG Ziwei,LIANG Yuanyuan,ZHAO Yu,et al. Life-cycle climate performance assessment of mobile air conditioning technology[J]. Chinese Journal of Refrigeration Technology,2014, 34(4):1-7.
- [18] 麻秀范,李颖,王皓,等.基于电动汽车出行随机模拟的充电桩 需求研究[J].电工技术学报,2017,32(增刊2):190-202.
 MA Xiufan,LI Ying,WANG Hao, et al. Research on demand of charging piles based on stochastic simulation of EV trip chain[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2017, 32(Supplement 2):190-202.
- [19] STEPHEN B, LIEVEN V. 凸优化[M]. 王书宁,许鋆,黄晓霖,译. 北京:清华大学出版社,2013:207-223.
- [20] YAN Q,ZHANG B,KEZUNOVIC M. Optimized operational cost reduction for an EV charging station integrated with battery energy storage and PV generation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2):2096-2106.

作者简介:



程 杉(1981—),男,湖北宜昌人,教 授,博士研究生导师,博士,通信作者,主要 研究方向为新能源微电网运行优化与控 制、电动汽车充换电设施与可再生能源集 成、智能计算及其在电力系统中的应用等 (E-mail:hpucquyzu@ctgu.edu.cn);

魏昭彬(1995一),男,四川内江人,硕

程 杉 士研究生,主要研究方向为新能源微电网 技术(**E-mail**:18482163517@163.com);

赵子凯(1997—),男,河南商丘人,硕士研究生,主要研 究方向为新能源微电网技术(E-mail:1787168896@qq.com)。 (编辑 陆丹)

, ...

(下转第44页 continued on page 44)

电网投资规划优选模型与方法[J]. 电力自动化设备,2020,40 (3):85-92.

CHAI Yanxin, XIANG Yue, LIU Junyong. Optimization model and method of distribution network investment planning driven by correlation rules for reliability improvement[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3):85-92.

- [18] SUBCOMMITTEE P. IEEE reliability test system[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1979, PAS-98 (6):2047-2054.
- [19] XIANG Yue, ZHOU Lili, SU Yunche, et al. Coordinated DGtie planning in distribution networks based on temporal scenarios[J]. Energy, 2018, 159:774-785.

作者简介:



孟锦鹏(1995—),男,内蒙古包头人,硕 士研究生,主要研究方向为电动汽车与智能 电网交互(E-mail:mystmeng@163.com); 向 月(1987—),男,重庆人,副教授, 博士,通信作者,主要研究方向为电动汽车

与智能电网交互(E-mail:xiang@scu.edu.cn); 顾承红(1981—),男,安徽合肥人,讲 师,博士,主要研究方向为综合能源系统

(**E-mail**:c.gu@bath.ac.uk)

(编辑 陆丹)

Collaborative optimization planning of electric vehicle charging infrastructure for reliability improvement

MENG Jinpeng¹, XIANG Yue¹, GU Chenghong², CHEN Shijie¹, LIU Junyong¹

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Department of Electronic and Electrical Engineering, University of Bath, Bath BA2 7AY, UK)

Abstract: In order to realize the scientific configuration of charging infrastructure under the large-scale development trend of EVs(Electric Vehicles), an optimal planning method of charging infrastructure collaborative service is proposed for the "EV-road-grid" coupled system. Based on the analysis of charging demand, an EV cluster control strategy is proposed to simulate the control mode for reliability loss consumption under the condition of insufficient power supply. Based on quasi-sequential Monte Carlo simulation method and considering users' preference for charging power, a collaborative service model of multi-type charging infrastructures within the station is designed. Aiming at the charging infrastructure planning problem, a new multi-objective optimal planning model is proposed, which is oriented to the collaborative improvement of power grid's operation reliability and EVs' travel reliability, and the influence of investment cost and user satisfaction is considered. The feasibility and validity of the proposed method are verified by the simulation and analysis of the "EV-road-grid" coupled system under various scenarios and objects.

Key words: electric vehicles; reliability; quasi-sequential Monte Carlo simulation; charging infrastructure planning; multi-type charging infrastructures

(上接第35页 continued from page 35)

Decentralized optimization of ordered charging and discharging for charging-storage station considering spatial-temporal access randomness of electric vehicles

CHENG Shan¹, WEI Zhaobin¹, ZHAO Zikai¹, WANG Yeqiao¹, ZHAO Mengyu²

(1. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid,

China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Xuchang Power Supply Company of State Grid Henan Electric Power Co., Ltd., Xuchang 461000, China)

Abstract: Aiming at the spatial-temporal access randomness of EVs (Electric Vehicles), a decentralized optimization scheduling method of ordered charging and discharging for CSS (Charging-Storage Station) based on ILDRM (Improved Lagrange Dual Relaxation Method) is proposed. Firstly, according to the trip chain and Markov decision theory, the spatial-temporal access model of EVs considering the randomness of the travel paths and the energy consumption model per unit mileage of EVs under different temperatures and traffic conditions are established. Secondly, considering the charging and discharging constraints of EVs and the operation constraints of CSS and distribution, the optimization mathematical model of CSS side is established with the objective function of maximizing the revenue of CSS. Then, based on ILDRM, a decentralized optimization solving method is proposed. Finally, taking a typical urban road topology as an example, the revenue of each CSS, load curve and computational efficiency under different travel paths, temperatures, traffic conditions and scheduling strategies are compared and analyzed. The results show that, considering various environmental factors comprehensively, the proposed method makes the scheduling results of CSS more comprehensive and practical, and the computational efficiency is greatly improved.

Key words: electric vehicles; trip chain; charging-storage station; Markov decision theory; decentralized optimization; ordered charging and discharging

44





图 A1 集中式调度框架 Fig.A1 Architecture of centralized scheduling



图 A2 某城区交通拓扑图 Fig.A2 Traffic topological diagram of a urban area

表 A1 充储电站的参数 Table A1 Parameters of charging-storage station					
变量	取值	变量	取值		
$P_{ m ch}^{ m EV}$ /kW	7	S_{\min}^{BES}	0.1		
$P_{\rm d}^{\rm EV}$ /kW	7	$S_{ m max}^{ m BES}$	1		
$C^{\rm EV}/({\rm kW}\cdot{\rm h})$	32	$P_{ m ch}^{ m BES}$ /kW	70.875		
$S_{ m min}^{ m EV}$	0.1	$P_{\rm d}^{ m BES}/ m kW$	70.875		
$S_{ m max}^{ m EV}$	1	$C^{\text{BES}}/(\mathrm{kW}\cdot\mathrm{h})$	113		
$S_{ m ex}^{ m EV}$	0.9	$P_{\rm M}$ /kW	1600		

表 A2 电网、充储电站的分时电价 Table A2 Electricity price of power grid and charging-storage station

时段	$c^{\text{buy}}/[\overline{\pi}\cdot(kW\cdot h)^{-1}]$	$c_{\mathrm{ch}}^{\mathrm{sell}}$ / $c_{\mathrm{d}}^{\mathrm{buy}}$ /[$\overline{\pi}$ ·(kW·h)-1]
00:00-08:00	0.365	0.712
08:00-12:00	0.869	1.21
12:00—14:30	0.687	1.12
14:30—17:00	0.687	1.21
17:00-21:00	0.869	1.12
21:00-24:00	0.687	1.12

表 A3 ts 概率分布参数 Table A3 Probability distribution parameter of t

Table AS 1100a011ty distribution parameter of t_s						
出行	亍链	H–W	H-SR/SE/O	W-SR/SE/O	H-W-SR/SE/O	
	启程 6.92 8.98 16.47	6.92				
μ	返程	16.47	_	_	16.47	
~	启程	1.24	3.24	1.80	1.24	
0	返程	1.8	_	_	1.80	

表 A4 集中式与分散式调度方法的参数对比 Table A4 Parameter comparison between centralized and decentralized scheduling

充储电站	收益/元		收益相对	峰谷差/kW		峰谷差相对	标准差		标准差相对
	集中式调度	分散式调度	偏差/%	集中式调度	分散式调度	偏差/%	集中式调度	分散式调度	偏差/%
4	1589.90	1589.90	0	483.39	465.28	3.74	140.10	137.26	2.03
10	1219.83	1218.71	0.09	664.23	668.56	0.65	193.30	193.17	0.07
12	1688.15	1679.46	0.51	523.50	509.50	2.67	152.38	149.32	2.00





Fig.A4 Comparison of charging and discharging power of EV and BES