

考虑多元不确定性的规模化电动汽车降维建模与控制方法

王明深^{1,2},李毅强¹,崔莉¹,贾鹏振^{1,3},葛乐¹,潘益²

(1. 南京工程学院 电力工程学院,江苏 南京 211167;2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院,江苏 南京 211103;
3. 国网江苏省电力有限公司兴化市供电分公司,江苏 兴化 225700)

摘要:针对规模化电动汽车(EV)用户多元需求的不确定性、规模化EV建模高维复杂、聚合受控期间输出功率不稳定的问题,提出一种考虑多元需求不确定性的规模化EV降维建模与控制方法。考虑用户的交通用能、调节偏好、数据保护需求,分析用户多元化需求带来的EV建模不确定性,采用高维模型表示方法对大量不确定性样本进行灵敏度分析,建立EV集群可调节能力的降维评估模型;考虑多元需求不确定性对EV集群受控期间输出功率的影响,提出保障EV集群受控期间输出功率稳定的控制方法。算例仿真结果验证了所提EV降维建模与控制方法在保障用户多元化需求、有效评估EV集群调节能力、降低规模化EV聚合建模复杂性、保障EV集群受控过程中输出功率稳定方面的有效性。

关键词:电动汽车;多元化需求;不确定性;降维建模;功率控制;高维模型表示方法

中图分类号:U469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202508021

0 引言

近年来,电动汽车(electric vehicle, EV)成为汽车发展的新形式。根据公安部的统计数据,截至2024年底,全国纯EV保有量为2209万辆,占新能源汽车总量的70.34%^[1]。预计到2030年,我国EV保有量将超过8000万辆^[2]。

随着大规模EV接入电网充电,局部电网承载能力不足的问题逐渐凸显^[3]。随着电源侧风光新能源的渗透率不断提升,新能源发电的随机性、波动性和间歇性特征更加明显,传统机组因爬坡率低、响应速度慢而无法快速追踪可再生能源功率波动^[4]。当规模化EV接入电网后,可通过调节其充电功率或向电网放电为电网提供功率调节服务。EV集群具有响应速度快、调节潜力大的特性^[5],但也存在用户响应意愿低及响应不确定性导致的可调节能力评估误差等问题,成为制约车网互动技术发展的重要因素。

已有较多针对EV集群可调节能力评估模型的研究。文献[6]按照EV用户分类累加方式,建立了EV集群的可调节容量评估模型;文献[7]基于出行大数据与高斯混合模型,推演了EV的时空-能量链,建立了EV集群的可调节能力评估模型;文献[8]分析了EV充放电状态、荷电状态(state of charge, SOC)与可调节容量上、下限的关系,通过相同状态EV可调节功率时序求和的方式,建立了日前EV集群的响应能力预测模型。现有研究主要考虑了用户充放电

过程中的定向需求,未能综合考虑用户用能需求、响应偏好、数据保护需求的影响及不确定性问题,造成EV集群可调节能力评估存在误差。同时, EV规模化造成的时序叠加聚合模型结构复杂、维度高的问题较突出^[9]。

也有针对EV集群调节控制方法的研究。在实际应用中, EV用户的多元需求会影响集群参与调度的效果。文献[10-15]在EV的行为特性分析中考虑了用户意愿。部分研究基于神经网络划分可调集群^[10]、虚拟同步技术建模^[11-12]、电池损耗模型优化^[13]等提出控制策略。与上述研究不同的是,本文所提EV集群调节控制策略通过对EV充放电深度进行约束来保障电池的循环寿命。在用户隐私保护方面,区块链技术以其安全性和隐私性被应用于智能电网中。文献[14]提出了结合区块链技术的EV充电隐私数据保护方法,以保护集群调节控制过程中用户上传的敏感数据;文献[15]基于大数据预测、误差控制的方式,降低了由用户隐私保护导致信息缺失所引起的预测误差。本文在文献[15]的基础上,对用户数据进行加密处理再上传,在保护用户隐私数据的同时,提高了预测精度。

然而,现有关于EV集群调节控制方法的研究未充分考虑用户多元需求不确定性对EV调节控制的影响,现有策略通常优先保障用户的出行需求^[11-13],在大规模EV受控进行深度放电的过程中,由于用户出行行为存在一定的集中性,大量EV离网前为了满足出行需求会集中充电,易造成功率调节过程中的二次扰动,无法保障受控期间集群输出功率的稳定。

由于EV接入和离开电网的时间具有统计规律性,海量EV时序聚合后的输出功率、可调节容量与时间的关系呈非线性特征^[16],海量EV聚合会造成

收稿日期:2025-03-10;修回日期:2025-06-25

在线出版日期:2025-09-02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52477101)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52477101)

现有集群模型的高维复杂结构,在实际应用中难以适应海量EV调控时的实时计算需求^[9],因此需要降低EV集群聚合模型的维度。高维模型表示(high dimensional model representation, HDMR)方法可用于模拟非线性系统输出与多输入的映射关系^[17],可对复杂系统的建模与控制进行降维简化,有效提高模型的应用效率。

为此,本文综合分析EV用户交通用能、调节偏好、数据保护需求产生的不确定性,考虑不确定性参数的分布特征,基于HDMR方法对海量EV样本进行灵敏度分析,通过拟合输出与各输入之间的关系式实现模型降维,从而建立EV集群可调节能力降维评估模型;在此基础上,考虑EV用户交通用能需求、调节偏好需求的不确定性,分析EV各类响应状态的特征差异,提出满足用户多元不确定需求、适用于不同状态EV响应方式的集群调节控制方法,实现受控期间EV集群稳定输出功率。

1 多样化需求下的单体EV互动模型

1.1 EV互动模型

EV接入电网后存在充电、空闲、放电3种状态,设第*i*辆EV接入电网的时刻为 t_i^{in} ,离开电网的时刻为 t_i^{sh} ,则在 $t_i^{\text{in}} \leq t \leq t_i^{\text{sh}}$ 时段内EV的入网状态 $\tau_i(t)$ 如式(1)所示,EV与电网的交换功率 $P_i(t)$ 如式(2)所示,EV的充放电效率 $\eta_i(t)$ 如式(3)所示。

$$\tau_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{充电状态} \\ 0 & \text{空闲状态} \\ -1 & \text{放电状态} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_i(t) = \begin{cases} P_i^c & \tau_i(t)=1 \\ 0 & \tau_i(t)=0 \\ -P_i^d & \tau_i(t)=-1 \end{cases} \quad (2)$$

$$\eta_i(t) = \begin{cases} \eta_i^c & \tau_i(t)=1 \\ 0 & \tau_i(t)=0 \\ 1/\eta_i^d & \tau_i(t)=-1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: P_i^c 、 P_i^d 分别为第*i*辆EV的额定充、放电功率; η_i^c 、 η_i^d 分别为第*i*辆EV的充、放电效率。

根据式(1)~(3),考虑用户的用能需求 S^{set} ,定义EV充放电的SOC模型,如式(4)所示。

$$\begin{cases} S_i(t+1) = S_i(t) + \frac{P_i(t)\eta_i(t)\Delta t}{Q_i} & t \geq t_i^{\text{in}} \\ S_i(t) = S_i^{\text{in}} & t = t_i^{\text{in}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $S_i(t)$ 为*t*时刻第*i*辆EV的SOC; Δt 为相邻时刻的时间间隔; Q_i 为第*i*辆EV的电池容量; S_i^{in} 为第*i*辆EV接入电网时的初始SOC。

根据EV接入电网的3种状态,考虑用户参与电网互动的意愿,定义EV实现功率控制的6种互动响应方式,如式(5)所示。

$$\begin{cases} \Delta P_i^{\text{ef}} = -P_i^c & \text{充电} \rightarrow \text{空闲} \\ \Delta P_i^{\text{fd}} = -P_i^d & \text{空闲} \rightarrow \text{放电} \\ \Delta P_i^{\text{df}} = P_i^d & \text{放电} \rightarrow \text{空闲} \\ \Delta P_i^{\text{fc}} = P_i^c & \text{空闲} \rightarrow \text{充电} \\ \Delta P_i^{\text{ed}} = -P_i^c - P_i^d & \text{充电} \rightarrow \text{放电} \\ \Delta P_i^{\text{dc}} = P_i^c + P_i^d & \text{放电} \rightarrow \text{充电} \end{cases} \quad (5)$$

式中: ΔP_i^{ef} 、 ΔP_i^{fd} 、 ΔP_i^{df} 、 ΔP_i^{fc} 、 ΔP_i^{ed} 、 ΔP_i^{dc} 分别为第*i*辆EV在6种互动响应方式下的可调节功率。

1.2 用户多元化互动需求

1.2.1 交通用能需求

由式(4)可知,EV接入电网后的SOC主要受入网状态、与电网的交换功率影响。为了满足用户的个性化用能需求,定义用户的用能SOC区间 $[S_i^{\text{L}}, S_i^{\text{H}}]$,如式(6)所示。

$$\begin{cases} S_i^{\text{L}} = S_i^{\text{set}} - \delta_i/2 \\ S_i^{\text{H}} = S_i^{\text{set}} + \delta_i/2 \end{cases} \quad (6)$$

式中: S_i^{set} 为满足第*i*辆EV用户出行需求的目标SOC; δ_i 为第*i*辆EV的目标电量裕度。

在接入电网的充放电控制过程中,EV的SOC随着充、放电状态的切换而发生变化。

当 $S_i(t) \in [S_i^{\text{L}}, S_i^{\text{H}}]$ 时, $\tau_i(t)$ 的互动控制方式如式(7)所示。如果下一时刻EV的SOC $S_i(t+1)$ 超出用能SOC区间,则将EV切换为空闲状态以满足用户充电需求。

$$\tau_i(t+1) = \begin{cases} 0 & S_i(t+1) > S_i^{\text{H}}, S_i(t+1) < S_i^{\text{L}} \\ \tau_i(t) & S_i^{\text{L}} \leq S_i(t+1) \leq S_i^{\text{H}} \end{cases} \quad (7)$$

当 $S_i(t) \in [0, S_i^{\text{L}}) \cup (S_i^{\text{H}}, 1]$ 时,EV处于用能SOC区间外, $\tau_i(t)$ 的互动控制方式如式(8)所示。如果下一时刻EV的SOC $S_i(t+1)$ 仍超过 S_i^{H} ,则将EV切换为放电状态以使EV的SOC回到用能SOC区间内。同理,如果下一时刻EV的SOC $S_i(t+1)$ 仍低于 S_i^{L} ,则将EV切换为充电状态。

$$\tau_i(t+1) = \begin{cases} -1 & S_i(t+1) > S_i^{\text{H}} \\ 1 & S_i(t+1) < S_i^{\text{L}} \\ \tau_i(t) & S_i^{\text{L}} \leq S_i(t+1) \leq S_i^{\text{H}} \end{cases} \quad (8)$$

在控制过程中,式(8)对超出用能SOC区间的控制方式与式(7)不同,这是为了防止EV的SOC在临界附近变动时频繁切换而产生误动作。

1.2.2 互动响应偏好需求

用户可以根据自身偏好确定互动响应方式,按照响应偏好可将用户分为3类:①用户不参与互动响应,用户接入电网后一直按照额定功率充电直至SOC达到 S_i^{set} ,然后保持空闲状态直至离网;②用户参与充电→空闲、空闲→充电响应方式;③用户参与充电→放电、放电→充电的响应方式。

考虑用户互动响应偏好的EV响应规则如附录

A图A1所示。将处于充电状态的EV按照SOC升序排列,对于SOC越高的EV,按照用户响应偏好优先响应;将处于放电状态的EV按照SOC降序排列,对于SOC越接近 S_i^d 的EV,按照用户响应偏好优先响应;将处于空闲状态的EV按照集群响应方式确定排列顺序,当集群输出功率时,按照SOC升序排列,当集群消纳功率时,按照SOC降序排列。

参考文献[13]中EV电池放电深度与循环寿命的关系,当约束EV用能SOC区间不大于0.1时,放电过程对电池寿命的影响最小,可以忽略不计。故本文规定用户充放电控制过程的放电深度为:

$$0 \leq D_{\text{DOD}i} \leq D_{\text{DODmax}} \leq S_i^H - S_i^L \leq 0.1 \quad (9)$$

式中: $D_{\text{DOD}i}$ 为第*i*辆EV当前的放电深度; D_{DODmax} 为EV的放电深度上限。

1.2.3 数据保护需求

当EV接入电网充电时,需要上传式(4)和式(6)中的EV运行信息以及用户个人信息。本文考虑用户数据保护需求,对于用户个人信息,上传用户的临时身份编号*i*;对于EV运行信息,终端只会保留相关信息的正态分布平均值和标准差,不会保留任何用户数据。定义本地用户个人数据集合和互动终端数据集合分别为 Φ_{con} 和 Φ_{up} ,如式(10)所示。

$$\begin{cases} \Phi_{\text{con}} = \{I_i, t_i^{\text{fsh}}, S_i(t), S_i^{\text{set}}, \delta_i, P_i^c, P_i^d, Q_i, \eta_i\} \\ \Phi_{\text{up}} = \{t, i, \gamma_{\kappa}(t), P_i(t), S_i(t), S_i^{\text{set}}, P_{\mu}, Q_{\mu}, \eta_{\mu}, \\ S_{\mu}^{\text{set}}, \delta_{\mu}, P_{\sigma}, Q_{\sigma}, \eta_{\sigma}, S_{\sigma}^{\text{set}}, \delta_{\sigma}\} \end{cases} \quad (10)$$

式中:数据集合 Φ_{con} 通过车桩通信、用户终端设置的方式获取;数据集合 Φ_{up} 不涉及用户个人数据和车辆信息,是集群中心可以获取的数据; I_i 为第*i*辆EV用户的身份信息; $\gamma_{\kappa}(t)$ 为0-1变量,表示*t*时刻充电桩*κ*是否有EV接入,若有则取值为1,否则取值为0。考虑到用能参数 $P_i^c, P_i^d, Q_i, \eta_i, S_i^{\text{set}}, \delta_i$ 与充电桩运行状态、EV状态、用户需求有关,对于EV集群而言,假设这些参数均服从正态分布: P_i^c 和 P_i^d 取决于充电桩容量,设 $P_i^c = P_i^d$,其平均值、标准差分别为 P_{μ}, P_{σ} ; Q_i 的平均值、标准差分别为 Q_{μ}, Q_{σ} ; η_i 的平均值、标准差分别为 $\eta_{\mu}, \eta_{\sigma}$; S_i^{set} 的平均值、标准差分别为 $S_{\mu}^{\text{set}}, S_{\sigma}^{\text{set}}$; δ_i 的平均值、标准差分别为 $\delta_{\mu}, \delta_{\sigma}$ 。

1.3 EV不确定性分析

为了获取EV集群的可调节能力,需要获取各EV的用能参数和出行参数,本文参考文献[18]中温控负荷用能参数的分布规律,并结合文献[11-12, 19-22]中EV用能参数的分布,设定EV用能参数 $P_i^c, P_i^d, Q_i, \eta_i, S_i^{\text{set}}, \delta_i$ 的分布规律如附录A表A1所示^[11-12, 19-22],EV交通出行参数 $t_i^{\text{in}}, t_i^{\text{fsh}}, S_i^{\text{in}}$ 的分布规律如附录A表A2所示^[19-22]。为了模拟EV集群的充电过程,需要根据参数的分布规律获取EV的所有参数值,由于获取的参数值与实际值之间存在差异,在充电负荷及可调

节能力评估、功率控制过程中存在参数不确定性造成的误差问题,在实际应用中需要降低误差造成的影响。

EV用户交通用能、响应偏好的不确定性会对控制方法产生影响^[23]。如附录A图A2所示,在受控期间,多辆SOC达到用能区间上、下限的EV会根据用户响应偏好同时改变入网状态,这会导致集群功率瞬时骤增或骤降,集群输出功率偏离调度计划,易造成二次扰动问题。此时控制方法虽然能够发挥作用,但无法再满足调度中心的计划需求。

考虑集群输出功率的变化是因为部分EV的SOC满足式(6)所示下边界 S_i^L ,EV按照互动控制方式由放电状态切换为空闲状态,导致集群的实际功率偏离调度计划。因此,本文根据集群调控计划功率 $P_r(t)$ 的变化方向及EV的SOC对EV进行分类,并对不同分类的EV分别进行控制,筛选合适的EV参与响应,而对于可能造成集群功率偏离调度计划的EV,通过所提集群调节控制方法使其无法参与切换充、放电状态的响应过程,从而保持受控期间集群稳定输出功率。

2 EV集群可调节能力降维评估模型

2.1 HDMR方法

HDMR方法可以表示非线性系统输出变量与多维输入变量之间的映射关系。对于某一具有多维输入变量的非线性系统而言,设*n*维输入变量向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$,其对应的输出变量为 $f(\mathbf{x})$ 。输出变量 $f(\mathbf{x})$ 可以用所有单一输入变量的独立作用和相互之间耦合作用的叠加来表示,如式(11)所示。

$$f(\mathbf{x}) \approx f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + f_{1,2,\dots,n}(\mathbf{x}) \quad (11)$$

式中: f_0 为常数项,表示响应的零阶分量函数; $f_i(x_i)$ 为响应的1阶分量函数,表示第*i*个变量 x_i 单独作用时对 $f(\mathbf{x})$ 的影响; $f_{ij}(x_i, x_j)$ 为响应的2阶分量函数,表示第*i*个变量 x_i 与第*j*个变量 x_j 耦合作用时对 $f(\mathbf{x})$ 的影响; $f_{1,2,\dots,n}(\mathbf{x})$ 为响应的*n*阶分量函数,表示*n*个不同的变量 $\mathbf{x}$ 耦合作用时对 $f(\mathbf{x})$ 的影响。

对于大多数系统而言,输入变量之间的关系一般表现为低阶耦合,高阶项的影响较弱,可以忽略不计,则输出变量 $f(\mathbf{x})$ 可以简写为:

$$f(\mathbf{x}) \approx f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n f_{ij}(x_i, x_j) \quad (12)$$

HDMR方法有很多种,本文采用近似精度最高的正交多项式表示方法进行计算^[17]。 $f_i(x_i)$ 和 $f_{ij}(x_i, x_j)$ 的近似表达式分别为:

$$f_i(x_i) = \sum_{r=1}^k \alpha_r^i \phi_r(x_i) \quad (13)$$

$$f_{ij}(x_i, x_j) = \sum_{p=1}^l \sum_{q=1}^m \beta_{pq}^{ij} \phi_p(x_i) \phi_q(x_j) \quad (14)$$

式中: r, p, q 为整数, 为正交多项式的阶数; k, l, m 为正交多项式的最高阶数; $\alpha_r^i, \beta_{pq}^{ij}$ 为待求的常系数, 可通过最小二乘回归获得; $\phi_r(x_i), \phi_p(x_i), \phi_q(x_j)$ 为正交基函数^[19]。

此时, 系统的输入 $\mathbf{x}$ 和输出 $f(\mathbf{x})$ 之间的关系可近似表示为:

$$f(\mathbf{x}) = f_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^k \alpha_r^i \phi_r(x_i) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \sum_{p=1}^l \sum_{q=1}^m \beta_{pq}^{ij} \phi_p(x_i) \phi_q(x_j) \quad (15)$$

根据式(15)可以求得总方差 D 、1 阶偏方差 D_i 和 2 阶偏方差 D_{ij} ^[24], 分别如式(16) — (18)所示。

$$D = \sum_{i=1}^n D_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n D_{ij} \quad (16)$$

$$D_i \approx \sum_{r=1}^k (\alpha_r^i)^2 \quad (17)$$

$$D_{ij} \approx \sum_{p=1}^l \sum_{q=1}^m (\beta_{pq}^{ij})^2 \quad (18)$$

根据式(16) — (18)可以求得 1 阶灵敏度指数 F_i 和 2 阶灵敏度指数 F_{ij} ^[24], 分别如式(19)和式(20)所示。

$$F_i = \frac{D_i}{D} \quad (19)$$

$$F_{ij} = \frac{D_{ij}}{D} \quad (20)$$

2.2 HDMR 数据样本采集

本文采用蒙特卡罗抽样方法为 HDMR 方法提供足够的灵敏度分析样本。对于每一个样本, 根据不确定参数 $P_\mu, Q_\mu, \eta_\mu, S_\mu, S_\mu^{\text{set}}, \delta_\mu, P_\sigma, Q_\sigma, \eta_\sigma, S_\sigma, S_\sigma^{\text{set}}, \delta_\sigma$ 的分布, 模拟得到样本的输入 $\mathbf{x}^{(s)}$, 如式(21)所示。基于输入 $\mathbf{x}^{(s)}$ 模拟 EV 集群的参数 $P_i(t), Q_i(t), \eta_i(t), S_i(t), S_i^{\text{set}}, \delta_i$, 并按照调节控制方法对 EV 集群进行控制, 得到集群的上行可调节容量 P_{up} 、下行可调节容量 P_{low} 作为样本输出 $f(\mathbf{x}^{(s)})$, 如式(22)所示。

$$\mathbf{x}^{(s)} = [P_\mu^{(s)}, Q_\mu^{(s)}, \eta_\mu^{(s)}, S_\mu^{(s)}, S_\mu^{\text{set}(s)}, \delta_\mu^{(s)}, P_\sigma^{(s)}, Q_\sigma^{(s)}, \eta_\sigma^{(s)}, S_\sigma^{(s)}, S_\sigma^{\text{set}(s)}, \delta_\sigma^{(s)}]^T \quad s=1, 2, \dots, N(t) \quad (21)$$

$$f(\mathbf{x}^{(s)}) = [P_{\text{up}}, P_{\text{low}}] \quad s=1, 2, \dots, N(t) \quad (22)$$

式中: s 为样本编号; $N(t)$ 为 t 时刻集群内的 EV 数量。

2.3 灵敏度分析计算

为了使输入变量 $\mathbf{x}$ 在 $[0, 1]$ 内变化, 需要对 $N(t)$ 个样本进行归一化处理, 如式(23)所示。

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (23)$$

式中: x_i^* 为归一化后的第 i 个变量; $x_{\min}, x_{\max}$ 分别为变量 x_i 的最小值、最大值。

本文采用图形用户界面-HDMR (graphical user interface-HDMR, GUI-HDMR)^[24] 构建 HDMR 模型, 得到输入与输出之间的近似表达式和灵敏度指数。

基于 HDMR 的 EV 集群模型参数依赖交通用能参数的分布规律, 而交通用能参数的分布规律与日期类型密切相关, 日期可以按照工作日、双休日或节假日进行分类, 且相同日期类型下 EV 的出行规律基本一致^[25]。结合交通用能参数的分布规律, 采用蒙特卡罗抽样方法获取集群中各 EV 的交通用能参数, 模拟各 EV 的充电及响应过程, 进而获取集群的充电及响应能力, 并采用 HDMR 方法对模拟生成的集群样本进行灵敏度分析, 以获取基于 HDMR 的 EV 集群模型参数。

本文所提 EV 集群模型在以月为周期的时间尺度内变化不明显, 而集群模型参数受 EV 数量的影响, 可以按照 EV 保有量的平均增长率, 对 EV 集群模型进行等比例更新。此外, EV 集群模型参数还受其他因素 (如分时电价、车桩比等) 的影响, 但是这些因素在以月为周期的时间尺度内不会发生明显的变化, 在实际应用过程中, 如果模型误差无法满足实际需求, 则可以根据新的统计数据对集群模型参数进行更新。

相比于常规的随机建模方法, 本文所提 EV 集群可调节能力降维评估模型以月周期数据的灵敏度分析为基础进行短时预测, 预测样本更接近实际, 预测结果的误差较低, 同时由于所提降维模型的维数大幅度减小, 在计算速度和计算复杂度方面与基于蒙特卡罗模拟+时序求和的随机建模方法相比得到明显的提升。

3 EV 集群调节控制方法

3.1 EV 集群调节控制方法

本文重点关注 HDMR 方法对规模化 EV 的调节效果, 忽略调控延迟的影响, 在调控过程中根据目标功率需求筛选合适的 EV 参与响应。

对于受控期间 EV 集群输出功率不稳定的问题, 本文提出一种控制 EV 充放电边界的方法。根据 EV 集群调控计划功率 $P_r(t)$ 的变化方向及 EV 的 SOC 对 EV 进行分类, 对于可调控潜力大的 EV 而言, 扩大其用能 SOC 区间, 以充分利用其调节潜力; 对于可调控潜力小的 EV 而言, 则缩小其用能 SOC 区间, 以使集群调节功率响应稳定。EV 的充放电边界变化如式(24)所示。

$$\begin{cases} S_i^{\text{U}} = S_i^{\text{U}} + \Delta S_i^{\text{U}} \\ S_i^{\text{H}} = S_i^{\text{H}} + \Delta S_i^{\text{H}} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $S_i^{\text{H}}, S_i^{\text{U}}$ 分别为第 i 辆 EV 的新用能 SOC 区间的上、下边界; $\Delta S_i^{\text{H}}, \Delta S_i^{\text{U}}$ 分别为第 i 辆 EV 用能 SOC 区间上、下边界的变化量。

EV 集群控制方法如表 1 和附录 B 图 B1 所示。其中, EV 运行到用能 SOC 区间上、下边界的临界电量如式(25)所示。

表1 EV集群控制方法

Table 1 Control method of EV cluster

状态	$\Delta P_r(t)$ 的变化情况	边界变化	状态判定	控制方法
1	$\Delta P_r(t) < 0$	$\Delta S_i^L < 0$ (扩大)	$S_{a,i}^L < S_i^L$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与充电→放电、充电→空闲、空闲→放电的响应方式
2		$\Delta S_i^L < 0$	$S_{a,i}^L > S_i^L$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与充电→空闲的响应方式
3		$\Delta S_i^L > 0$ (缩小)	$S_{a,i}^L < S_i^L$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与充电→空闲的响应方式; 若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与充电→放电、充电→空闲、空闲→放电的响应方式
4		$\Delta S_i^L > 0$	$S_{a,i}^L > S_i^L$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与充电→空闲的响应方式
5	$\Delta P_r(t) > 0$	$\Delta S_i^H > 0$ (扩大)	$S_{a,i}^H > S_i^H$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与放电→充电、空闲→充电、放电→空闲的响应方式
6		$\Delta S_i^H > 0$	$S_{a,i}^H < S_i^H$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与放电→空闲的响应方式
7		$\Delta S_i^H < 0$ (缩小)	$S_{a,i}^H > S_i^H$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与放电→充电、空闲→充电、放电→空闲的响应方式; 若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与放电→空闲的响应方式
8		$\Delta S_i^H < 0$	$S_{a,i}^H < S_i^H$	若 $S_i(t) \in [S_i^L, S_i^H]$, 则EV参与放电→空闲的响应方式

$$\begin{cases} S_{a,i}^L = \begin{cases} S_i^L + \Delta t P_i^d \eta_i^d / Q_i & \Delta S_i^L < 0 \\ S_i^L + \Delta t P_i^d \eta_i^d / Q_i & \Delta S_i^L > 0 \end{cases} \\ S_{a,i}^H = \begin{cases} S_i^H - \Delta t P_i^c \eta_i^c / Q_i & \Delta S_i^H > 0 \\ S_i^H - \Delta t P_i^c \eta_i^c / Q_i & \Delta S_i^H < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (25)$$

式中: $S_{a,i}^H$ 为第 i 辆EV原用能SOC区间上边界的临界值, 若 $\Delta S_i^H > 0$, 则 $S_{a,i}^H$ 在充电 Δt 时间后达到 S_i^H ; 若 $\Delta S_i^H < 0$, 则 $S_{a,i}^H$ 在充电 Δt 时间后达到 S_i^H ; $S_{a,i}^L$ 为第 i 辆EV原用能SOC区间下边界的临界值, 若 $\Delta S_i^L < 0$, 则 $S_{a,i}^L$ 在放电 Δt 时间后达到 S_i^L ; 若 $\Delta S_i^L > 0$, 则 $S_{a,i}^L$ 在放电 Δt 时间后达到 S_i^L 。

当EV集群调控计划功率的变化量 $\Delta P_r(t) < 0$ 时, 以图B1(a)为例, 设置边界值 $S_{a,i}^L$, 该边界值表示当EV的SOC处于 $[S_i^L, S_{a,i}^L]$ 内时, 满足该条件的EV放电 Δt 时间后将达到或超出新的下边界 S_i^L 。针对集群中的EV, 当EV的SOC处于 $[S_{a,i}^L, S_i^H]$ 内时, 这部分EV在放电 Δt 时间后不会超出下边界 S_i^L , 可根据用户喜好参与充电→放电、充电→空闲、空闲→放电的响应方式; 而当EV的SOC处于 $[S_i^L, S_{a,i}^L]$ 内时, 由于这部分EV在放电 Δt 时间后将达到或超出新的下边界, 考虑到尽可能减少EV的充放电转换次数, 这部分EV仅参与充电→空闲的响应方式。

当 $\Delta P_r(t) > 0$ 时, 以图B1(e)为例, 设置边界值 $S_{a,i}^H$, 该边界值表示当EV的SOC处于 $[S_i^H, S_{a,i}^H]$ 内时, 满足该条件的EV充电 Δt 时间后将达到或超出新的上边界 S_i^H 。针对集群中的EV, 当EV的SOC处于 $[S_i^L, S_{a,i}^H]$ 内时, 这部分EV在充电 Δt 时间后不会超出上边界 S_i^H , 可根据用户喜好参与放电→充电、放电→空闲、空闲→充电的响应方式; 而当EV的SOC处于 $[S_{a,i}^H, S_i^H]$ 内时, 由于这部分EV在充电 Δt 时间后将达到或超出新的上边界, 考虑尽可能减少EV的充放电转换次数, 这部分EV仅参与放电→空闲的响应方式。

为保障用户的交通用能需求, 对于处于状态1的EV而言, 控制方法需要确保其剩余充放电时间小于剩余停留时间, 剩余充放电时间、剩余停留时间的计算公式分别为:

$$T_i^{sc}(t) = \frac{(S_i^L - S_i(t))Q_i}{P_i^c \eta_i^c} \quad (26)$$

$$T_i^{st}(t) = t_i^{fsh} - t \quad (27)$$

式中: $T_i^{sc}(t)$ 为 t 时刻第 i 辆EV充电达到 S_i^L 所需时间; $T_i^{st}(t)$ 为 t 时刻第 i 辆EV距离离开电网所剩余的时间。

3.2 EV集群调控响应

EV集群调控计划功率的变化量 $\Delta P_r(t)$ 为集群的调控指令。当EV集群接收到调控指令 $\Delta P_r(t) < 0$ 时, 根据所提降维评估模型, 获取EV集群的下行可调节容量 $P_{low}(t)$, 根据 $\Delta P_r(t)$ 和 $P_{low}(t)$, 制定集群实际调控功率的变化量 $\Delta P_{er}(t)$, 进而获取控制信号 ΔS_i^L , 如式(28)所示。

$$\begin{cases} \Delta P_{er}(t) = \max \{ \Delta P_r(t), P_{low}(t) \} \\ \Omega_{1,K}(t) = \left\{ 1, 2, \dots, K \mid \sum_{i=1}^K (P_i(t) - P_i^d) \leq \Delta P_{er}(t), \right. \\ \left. \sum_{i=1}^{K-1} (P_i(t) - P_i^d) > \Delta P_{er}(t) \right\} \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\Omega_{1,K}(t)$ 为根据 $\Delta P_{er}(t)$ 确定的需要调控的EV编号集合, K 为符合调控条件的EV数量; $P_i(t)$ 为 t 时刻第 i 辆EV的功率。根据表1中的EV集群控制方法, 确定排序后的EV编号集合 $\Omega_{1,K}(t)$, 其中第 i 辆EV的用能SOC区间下边界变化量 $\Delta S_i^L(t)$ 和功率变化量 $\Delta P_i(t)$ 如式(29)所示。

$$\begin{cases} \Delta S_i^L(t) = P_i^d \eta_i^d \Delta t / Q_i + \lambda \\ \Delta P_i(t) = P_i(t) - P_i^d \end{cases} \quad i \in \Omega_{1,K}(t) \quad (29)$$

式中: λ 为EV用能SOC区间的边界变化阈值。

同理, 当EV集群接收到调控指令 $\Delta P_r(t) > 0$ 时, 根据所提降维评估模型, 获取EV集群的上行可调节容量 $P_{up}(t)$, 制定集群实际调控功率的变化量 $\Delta P_{er}(t)$, 进而获取调控信号 ΔS_i^H , 如式(30)所示。

$$\begin{cases} \Delta P_{er}(t) = \min \{ \Delta P_r(t), P_{up}(t) \} \\ \Omega_{1,K}(t) = \left\{ 1, 2, \dots, K \mid \sum_{i=1}^K (P_i^c - P_i(t)) \geq \Delta P_{er}(t), \right. \\ \left. \sum_{i=1}^{K-1} (P_i^c - P_i(t)) < \Delta P_{er}(t) \right\} \end{cases} \quad (30)$$

根据确定的 EV 编号集合 $\Omega_{1:K}(t)$, 其中第 i 辆 EV 的用能 SOC 区间上边界变化量 $\Delta S_i^H(t)$ 和功率变化量 $\Delta P_i(t)$ 如式(31)所示。

$$\begin{cases} \Delta S_i^H(t) = P_i^c \eta_i^c \Delta t / Q_i + \lambda \\ \Delta P_i(t) = P_i^c - P_i(t) \end{cases} \quad i \in \Omega_{1:K}(t) \quad (31)$$

考虑到由式(28) — (31) 所得 EV 的充放电功率控制总量可能与预测值不一致, 需要对控制总量与预测值的偏差进行约束, 如式(32)所示。

$$\left| \sum_{i=1}^K \Delta P_i(t) - \Delta P_{er}(t) \right| < P_{\mu} \quad (32)$$

EV 互动终端实时接收和响应集群中心的控制信号, 在控制 EV 参与电网调控的同时, 还具备一定的自主控制能力, 以保障用户的交通用能和响应偏好需求。

根据图 A1 所示的 EV 互动响应规则, 在响应调控指令之前, 集群中的 EV 根据 SOC 进行排序, 本文所提控制方法仅包含调控指令分解和互动目标确定 2 个过程, 有效简化了控制计算过程, 缩短了整个集群的响应时间。

4 算例分析

4.1 基于 HDMR 方法分析 EV 集群的可调节容量

根据所提 EV 集群可调节能力降维评估模型, 本节以 10000 辆 EV 为算例进行仿真模拟。根据 EV 参数的分布规律, 采用蒙特卡罗抽样方法获取各 EV 的参数值, 然后模拟每辆 EV 的充电过程和可调节能力, 进而采用时序求和方法获取 EV 集群的可调节能力, 并将该仿真模拟结果作为实际结果。同时, 采用 HDMR 方法分析 EV 集群的可调节能力, 比较 HDMR 方法所得结果与实际结果之间的偏差。设定 HDMR 方法的相关参数如下: $k=3, l=2, m=2$ 。设定 EV 集群参与调控的时间间隔 $\Delta t = 5 \text{ min}^{[26]}$, 3 类用户的数量比例为 0:0:1, 即仅考虑第 3 类用户响应。EV 用能参数设置如表 A2 所示。

正交基函数 $\phi_r(x_i)$ 、 $\phi_p(x_i)$ 、 $\phi_q(x_i)$ 分别采用式(33) — (35) 所示函数形式。

$$\phi_1(x) = \sqrt{3} (2x - 1) \quad (33)$$

$$\phi_2(x) = 6\sqrt{5} \left(x^2 - x + \frac{1}{6} \right) \quad (34)$$

$$\phi_3(x) = 20\sqrt{7} \left(x^3 - \frac{3}{2}x^2 + \frac{3}{5}x - \frac{1}{20} \right) \quad (35)$$

基于 HDMR 方法, 根据式(36) 计算 EV 集群的可调节容量。经计算, 上行可调节容量的灵敏度指数 P_{μ} 、 S_{μ}^{set} 、 S_{σ} 的取值分别为 0.2806、0.2773、0.1130, 下行可调节容量的灵敏度指数 P_{μ} 、 S_{μ}^{set} 、 S_{σ} 的取值分别为 0.2876、0.2607、0.1174。计算结果保留了灵敏度指数高于 1% 的 EV 参数以及 α_i^j 和 β_{pq}^j 大于 0.5 的常

系数项。

$$\begin{cases} P_{\text{up}} = 8.220 + 1.066\phi_1(P_{\mu}) - 0.690\phi_2(S_{\mu}^{\text{set}}) - \\ \quad 0.690\phi_2(S_{\mu}^{\text{set}}) - 0.689\phi_3(S_{\mu}^{\text{set}}) - 0.675\phi_1(S_{\sigma}) \\ P_{\text{low}} = -24.602 - 3.171\phi_1(P_{\mu}) - 0.722\phi_1(S_{\mu}^{\text{set}}) + \\ \quad 2.076\phi_2(S_{\mu}^{\text{set}}) + 2.074\phi_3(S_{\mu}^{\text{set}}) + 2.011\phi_2(S_{\sigma}) \end{cases} \quad (36)$$

为了分析本文所提 EV 集群可调节能力降维评估模型对可调节容量的预测误差, 选取 100 个样本的仿真模拟结果与式(36) 所示计算结果进行对比, 结果如图 1 所示。

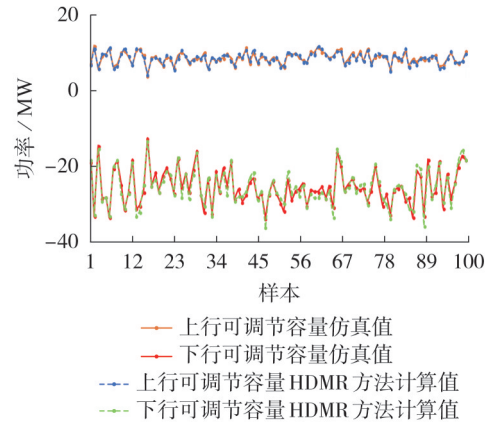


图1 上、下行可调节容量的仿真结果与HDMR方法计算结果对比

Fig.1 Comparison between simulative results and calculation results obtained by HDMR method of adjustable upward and downward capacities

设置样本数量为 5000、10000、15000、20000 个的 4 种场景, 且这 4 种场景只涉及对调节容量的预测过程, 不涉及 EV 集群的响应调控过程。集群的上行、下行可调节容量的平均评估相对误差如表 2 所示。由表可知, 当样本数量超过 10000 个时, 集群可调节容量的平均评估相对误差在 5% 以内, 可见本文所提基于 HDMR 方法的 EV 集群可调节能力降维评估模型对可调节容量具有较高的评估精度。此外, 随着样本数量增加, 样本均值趋于服从正态分布, 样本的方差越小, 集群可调节容量的平均评估相对误差越小。在实际应用中, 建议将基于 HDMR 方法的 EV 集群可调节能力降维评估模型应用于万级以上的样本规模, 以减小评估误差。

表 2 不同样本数量下可调节容量的平均评估相对误差

Table 2 Average evaluation relative error of adjustable capacity under different sample sizes

样本数量 / 个	上行可调节容量的 平均评估相对误差 / %	下行可调节容量的 平均评估相对误差 / %
5000	10.11	9.09
10000	4.70	3.92
15000	3.47	2.87
20000	2.64	2.16

假设样本数量为10000个,设置3类EV用户的数量占比为0:0:1、0:1:0、1:3:6的3种场景,则集群的上行、下行可调节容量的平均评估相对误差如表3所示。由表可知,基于HDMR方法的EV集群可调节能力降维评估模型能够适用于所有类型的互动响应方式,且当EV用户数量占比不同时,集群可调节容量的平均评估相对误差均在6%以内,不会影响可调节能力降维评估模型对可调节容量的评估效果。

表3 不同EV用户数量占比下可调节容量的平均评估相对误差

Table 3 Average evaluation relative error of adjustable capacity under different proportions of EV users

EV用户数量占比	上行可调节容量的平均评估相对误差/%	下行可调节容量的平均评估相对误差/%
0:0:1	4.70	3.92
0:1:0	5.21	4.17
1:3:6	4.81	3.55

4.2 不确定参数对集群可调节容量的影响

本节设置10000辆EV模拟集群的可调节容量,验证4.1节算例中高灵敏度参数对集群可调节容量的影响。本节设计10种计算可调节容量的场景,场景A1—A5用于验证高灵敏度参数对上行可调节容量的影响,场景B1—B5用于验证高灵敏度参数对下行可调节容量的影响,每种场景分别进行100次样本评估。设3类EV用户数量占比为0:0:1(即仅考虑第3类用户响应),EV用能参数设置如附录C表C1所示。不同场景的具体设置如附录C表C2所示。

场景A1与场景A2、场景B1与场景B2的仿真结果对比分别如附录C图C1和图C2所示。由图可知,场景A1与场景A2、场景B1与场景B2的评估误差均在5%以内,这说明除 P_μ 、 S_μ^{set} 、 S_σ 以外,9个参数的随机变化对集群上行可调节容量基本没有影响。

场景A3与场景B3、场景A4与场景B4、场景A5与场景B5的仿真结果对比分别如附录C图C3—C5所示。由图可知: P_μ 与集群上、下行可调节容量近似呈线性关系,当 P_μ 从0增加到1时,上行可调节容量增加了73%,下行可调节容量增加了69%; S_μ^{set} 与集群上、下行可调节容量近似呈二次函数关系,当 S_μ^{set} 从0增加到1时,上行可调节容量的最大变化量为52%,下行可调节容量的最大变化量为50%; S_σ 与集群上、下行可调节容量近似呈一条水平直线关系,当 S_σ 从0增加到1时,上行可调节容量降低了16%,下行可调节容量降低了21%。图C3—C5所示结果均与4.1节中算例的结果一致。

4.3 EV集群调控效果分析

为了验证本文所提保障受控集群输出功率稳定

的调节控制方法的有效性,本节以集群追踪自动发电控制目标为例,设置如下3种场景以分析18:00—19:00时段内不同场景下集群的有功功率变化:①场景S1,集群不参与调控;②场景S2,集群参与调控,以仿真模拟的实际最大可调节容量向电网输出功率;③场景S3,集群参与调控,以HDMR方法计算得到的可调节容量向电网输出功率。该算例模拟10000辆EV,且假设场景S1—S3中3类EV用户的数量比例为1:3:6。EV出行参数分布如表A2所示。

场景S1—S3下EV集群的有功输出如图2所示,场景S3下EV集群的下行可调节容量如图3所示。由图可知,场景S3下EV集群从18:10开始参与调控服务,持续时长为20 min,可见基于HDMR的EV集群调节控制方法能够有效保障受控过程中集群有功输出的稳定,可反映EV集群响应调节指令后调节容量的动态变化。

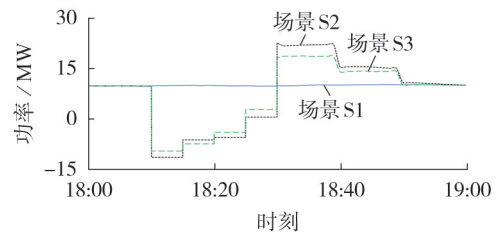


图2 场景S1—S3下EV集群的有功输出

Fig.2 Active power output of EV cluster under Scenario S1-S3

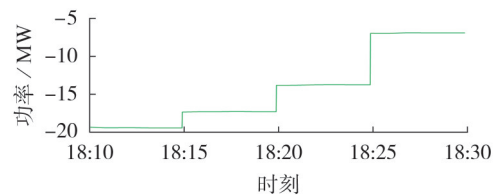


图3 场景S3下EV集群的下行可调节容量

Fig.3 Adjustable downward capacity of EV cluster under Scenario S3

针对“蒙特卡罗模拟+时序求和”^[27]和HDMR这2种EV集群建模控制方法,在包含不同样本数量的算例场景下,对比EV集群建模控制的仿真时长,结果如表4所示。由表可知,HDMR建模控制方法的仿真时长包括EV响应调控和非线性拟合的仿真时长,能使计算速度有效加快99.4%以上。“蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法通过累加求和的方式计算EV集群的调度能力,当样本数量超过10000个时,其仿真时长急剧增加。而HDMR建模控制方法采用灵敏度分析方法非线性拟合得到当前时刻的调度能力曲线,计算速度快,仿真时长远短于“蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法,且随着EV集群规模的增大,仿真时长增加有限,避免了出现“维数灾”

的风险。此外, EV 集群调控过程仅包含调控指令分解过程,该过程可在秒级尺度内完成。

表 4 不同样本数量下不同 EV 集群建模控制方法的仿真时长对比

Table 4 Comparison of simulation duration between different EV cluster modeling and control methods under different sample sizes

样本数量 / 个	“蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法的仿真时长 / s	HDMR 建模控制方法的仿真时长 / s
5000	933.443	5.582
10000	4219.857	11.822
15000	8430.384	16.629
20000	14695.263	19.965

设置每个样本包含 10000 辆 EV, 使用 HDMR 建模控制方法和“蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法各仿真模拟 10 次, 比较仿真结果与真实结果之间的误差, 并取平均误差作为仿真误差。在不同的样本数量下, EV 集群建模控制方法的仿真误差对比如表 5 所示。由表可知, “蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法的仿真误差约为 10%, HDMR 建模控制方法的仿真误差随着样本数量的增加逐渐降低至 2.13%。在仿真过程中, 随着样本数量从 5000 个增加至 20000 个, “蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法的仿真结果始终保持在相同的定值附近, 因此仿真误差始终变化不大。而与“蒙特卡罗模拟+时序求和”方法相比, HDMR 建模控制方法可以通过增加样本数量来降低仿真误差, 这体现了 HDMR 方法的优越性。

表 5 不同样本数量下不同 EV 集群建模控制方法的仿真误差对比

Table 5 Comparison of simulation error between different EV cluster modeling and control methods under different sample sizes

样本数量 / 个	“蒙特卡罗模拟+时序求和”建模控制方法的仿真误差 / %	HDMR 建模控制方法的仿真误差 / %
5000	10.83	11.86
10000	10.39	4.33
15000	10.28	3.47
20000	10.52	2.13

5 结论

本文提出了一种考虑多元需求不确定性的规模化 EV 降维建模与控制方法, 能够在保障用户多元化需求的前提下, 实现对 EV 集群可调节能力的高效评估及输出功率的稳定控制, 所得具体结论如下:

1) 本文考虑用户多元化需求产生的不确定性, 建立了综合多元不确定性的 EV 集群模型, 经灵敏度分析可得 EV 集群的可调节能力主要与 EV 的额定功率平均值、EV 集群的 SOC 平均值、EV 集群的 SOC 标

准差 3 个不确定参数有关;

2) 针对 EV 集群的不确定性以及规模化 EV 建模高维复杂的问题, 本文提出了基于 HDMR 的 EV 集群可调节能力降维建模方法, 实现了 EV 集群可调节能力的高效准确评估;

3) 考虑用户多元化需求产生的不确定性对集群调控的影响, 本文提出了一种 EV 集群控制方法, 通过调整 EV 的用能 SOC 区间边界, 实现了 EV 集群受控期间的功率稳定输出。

附录见本刊网络版 (<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国公安部. 全国机动车保有量达 4.53 亿辆驾驶人达 5.42 亿人[EB/OL]. (2025-01-18)[2025-03-06]. <https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c9939035/content.html>.
- [2] 张永伟. 新能源汽车多元技术路线发展新趋势[EB/OL]. (2022-11-25)[2025-03-06]. <https://www.chinaev100.com/focus/detail/1061>.
- [3] 王明深, 袁晓冬, 曾飞, 等. 电动汽车充电设施规划运行关键技术综述[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(5): 65-76.
Wang Mingshen, Yuan Xiaodong, Zeng Fei, et al. Review of key technologies research for electric vehicle charging facilities planning and scheduling[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(5): 65-76.
- [4] 李晓萌, 贾宏杰, 穆云飞, 等. 时滞环境下基于电动汽车与电热泵的协调频率控制[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 88-95, 110.
Li Xiaomeng, Jia Hongjie, Mu Yunfei, et al. Coordinated frequency control based on electric vehicles and heat pumps considering time-delay[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 88-95, 110.
- [5] 葛乐, 王庆园, 王明深, 等. 考虑充放电激励机制的电动汽车聚合商参与能量-调频市场多阶段运营策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(6): 176-184.
Ge Le, Wang Qingyuan, Wang Mingshen, et al. Multi-stage operation strategy of electric vehicle aggregator participating in energy and frequency regulation markets considering charging and discharging incentive mechanisms[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(6): 176-184.
- [6] 郭红霞, 李琳, 陈凌轩, 等. 基于双层主从博弈的网-商-车协同优化调度[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(10): 144-150, 185.
Guo Hongxia, Li Lin, Chen Lingxuan, et al. Grid-EVA-EVs collaborative optimal scheduling based on bi-level Stackelberg game[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(10): 144-150, 185.
- [7] 杨隆, 张沛超, 赵建立, 等. 基于出行大数据的电动汽车集群灵活性推演方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(4): 84-91.
Yang Long, Zhang Peichao, Zhao Jianli, et al. Flexibility inference method for electric vehicle cluster based on travel big data[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(4): 84-91.
- [8] Xu X C, Li K P, Wang F, et al. Evaluating multitime-scale response capability of EV aggregator considering users' willingness[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2021, 57(4): 3366-3376.
- [9] 王杨洋, 茆美琴, 杨铖, 等. 面向多场景辅助服务的大规模电动

- 汽车聚合可调度容量建模[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 103-115.
- Wang Yangyang, Mao Meiqin, Yang Cheng, et al. Aggregated and schedulable capacity modeling of large-scale electric vehicles for multi-scenario auxiliary services[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 103-115.
- [10] 徐俊俊, 程奕凌, 张腾飞, 等. 计及充电行为特征与可调性的电动汽车集群优化调度[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(23): 23-32.
- Xu Junjun, Cheng Yiling, Zhang Tengfei, et al. Optimal scheduling of electric vehicle clusters considering characteristics and adjustability of charging behavior[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(23): 23-32.
- [11] 杨成顺, 王鹏, 许德智, 等. 基于改进虚拟惯性控制的直流充电桩控制方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(5): 150-159.
- Yang Chengshun, Wang Peng, Xu Dezhi, et al. DC charging pile control method based on improved virtual inertia control[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(5): 150-159.
- [12] 苏粟, 李家浩, 李泽宁, 等. 考虑用户需求的电动汽车虚拟同步机辅助调频控制策略[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 40-47.
- Su Su, Li Jiahao, Li Zening, et al. Auxiliary frequency regulation control strategy based on virtual synchronous machine for electric vehicles considering user demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 40-47.
- [13] 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.
- [14] 李达, 冯景丽, 平健, 等. 基于双层区块链的电动汽车充电隐私数据可信聚合方法[J]. 电力建设, 2023, 44(11): 13-22.
- Li Da, Feng Jingli, Ping Jian, et al. Trustworthy aggregation method of electric vehicle charging private data based on double-layer blockchain[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(11): 13-22.
- [15] 王明深, 潘益, 缪惠宇, 等. 考虑用户多样化需求的电动汽车集群调频控制策略[J]. 现代电力, 2024, 41(3): 565-573.
- Wang Mingshen, Pan Yi, Miao Huiyu, et al. Frequency regulation strategy of EV aggregator considering various user requirements[J]. Modern Electric Power, 2024, 41(3): 565-573.
- [16] 牛晨耕, 余顺江, 王韵楚, 等. 基于可行域聚合投影的输配电网与EVA分层协同优化调度[J]. 电力系统自动化, 2026, 50(9): 179-190.
- Niu Chengeng, Yu Shunjiang, Wang Yunchu, et al. Hierarchical coordinated optimal scheduling of transmission-distribution networks and electric vehicle aggregators based on feasible region aggregation and projection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2026, 50(9): 179-190.
- [17] Rabitz H, Aliş Ö F. General foundations of high-dimensional model representations[J]. Journal of Mathematical Chemistry, 1999, 25(2/3): 197-233.
- [18] Song M, Gao C W, Shahidehpour M, et al. Impact of uncertain parameters on TCL power capacity calculation via HDMR for generating power pulses[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 3112-3124.
- [19] 余洋, 钱学尧, 陈晓, 等. 面向V2G的电动汽车动态分类及多特征在线聚合方法[J]. 电力工程技术, 2025, 44(6): 37-48.
- Yu Yang, Qian Xueyao, Chen Xiao, et al. Dynamic classification and multi-feature online aggregation method for electric vehicles oriented to V2G[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(6): 37-48.
- [20] 王震坡, 梁兆文. 中国新能源汽车大数据研究报告(2022)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2022.
- [21] 刘志坚, 戴景, 杨灵睿. 考虑电力-交通耦合网动态协调的EV集群灵活性挖掘与优化调度[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 127-137.
- Liu Zhijian, Dai Jing, Yang Lingrui. Flexibility mining and optimal scheduling for electric vehicle clusters considering dynamic coordination of power-transportation coupling network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 127-137.
- [22] 陈卓旭, 胡泽春, 鲍志远, 等. 大规模电动汽车充换电设施集总功率实时分解策略[J]. 电力系统自动化, 2026, 50(15): 158-168.
- Chen Zhuoxu, Hu Zechun, Bao Zhiyuan, et al. Real-time decomposition strategy of aggregate power for large-scale electric vehicle charging and battery swapping facilities[J]. Automation of Electric Power Systems, 2026, 50(15): 158-168.
- [23] 曹家乐, 任永峰, 薛宇, 等. 考虑用户偏好及动态定价的“车-站-能”优化调度策略[J]. 电力自动化设备, 2026, 46(2): 148-155.
- Cao Jiale, Ren Yongfeng, Xue Yu, et al. Optimal scheduling strategy of EV-charging station-energy considering user preference and dynamic pricing[J]. Electric Power Automation Equipment, 2026, 46(2): 148-155.
- [24] Ziehn T, Tomlin A S. GUI-HDMR: a software tool for global sensitivity analysis of complex models[J]. Environmental Modelling & Software, 2009, 24(7): 775-785.
- [25] 刘润龙, 李亦言, 周正昊, 等. 考虑用户行为基于扩散模型的电动汽车充电场景生成[J]. 电力系统自动化, 2026, 50(3): 135-144.
- Liu Runlong, Li Yiyan, Zhou Zhenghao, et al. Diffusion model based electric vehicle charging scenario generation considering user behavior[J]. Automation of Electric Power Systems, 2026, 50(3): 135-144.
- [26] 王庆园, 王明深, 穆云飞, 等. 考虑调频-激励不确定性的EV集群与机组协同调频鲁棒优化模型[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(18): 146-158.
- Wang Qingyuan, Wang Mingshen, Mu Yunfei, et al. Robust optimization model for coordinated frequency regulation of electric vehicle cluster and units considering uncertainties of frequency regulation and excitation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(18): 146-158.
- [27] Meng J, Mu Y F, Jia H J, et al. Dynamic frequency response from electric vehicles considering travelling behavior in the Great Britain power system[J]. Applied Energy, 2016, 162: 966-979.

作者简介:

王明深(1990—), 男, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为规模化车网互动优化调控与智慧运营技术(E-mail: wmshtju@163.com);

李毅强(2001—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电动汽车车网互动(E-mail: liyiqiang155@163.com);

崔莉(1981—), 女, 高级实验师, 博士, 通信作者, 研究方向为智能交通和电动汽车(E-mail: cuili_find@126.com)。

(编辑 陆丹)

(下转第104页 continued on page 104)