

# 基于平行CPSS的电动汽车参与储能汇聚复用建模与分析

陈渊睿<sup>1</sup>, 徐铭康<sup>1</sup>, 曾 君<sup>1†</sup>, 王振刚<sup>1</sup>, 刘俊峰<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学 电力学院, 广州 510640; 2. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510640)

**摘要:** 电动汽车动力电池是分布式储能的重要组成部分. 对此, 基于信息物理社会 (CPSS) 融合系统理论, 深度融合信息 (对私家车出行的调查数据)、物理 (动力电池的充放电物理模型) 以及社会 (实际用户对电价或激励的响应) 因素, 借鉴平行系统思想, 以软件定义的方式构建映射真实电动汽车群体的平行人工电动汽车群体, 研究电动汽车作为分布式储能参与储能汇聚复用的可行性和有效性. 以参与辅助电网平抑区域负荷波动为例, 采用蒙特卡洛方法和中心极限定理, 得到不同场景下人工电动汽车群体的日充放电曲线, 并进一步完成以下仿真实验: 1) 给定价格策略下, 不同理性程度的用户充放电行为差异; 2) 不同价格策略下, 电动汽车群体充放电行为对区域负荷方差的影响和相应的电网成本与收益; 3) 不同动力电池参数下, 电动汽车群体接入电网后区域负荷方差缩减量变化. 得到的仿真结果可以为电网制定合理的价格策略提供指导, 也为挖掘影响电动汽车作为分布式储能帮助降低区域负荷方差的关键因素提供依据, 并从源头上为电动汽车有序接入电网提供技术支撑.

**关键词:** 电动汽车; 蒙特卡洛方法; 中心极限定理; 社会物理信息系统; 平行系统; 储能汇聚复用

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Modelling and analysis of electric vehicles participating in the convergence and multiplexing of energy storage system based on parallel CPSS

CHEN Yuan-rui<sup>1</sup>, XU Ming-kang<sup>1</sup>, ZENG Jun<sup>1†</sup>, WANG Zhen-gang<sup>1</sup>, LIU Jun-feng<sup>2</sup>

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** This paper evaluates the capacity of electric vehicles (EV) as an important part of distributed energy storage systems to suppress regional load fluctuations in power grid. Firstly, based on cyber-physical-social system (CPSS), an artificial electric vehicle group is constructed in a software-defined manner, combining the private car travel statistics, power battery physical models and users' response to time-of-use electricity prices or incentives. Then, the Monte Carlo method and central limit theorems are applied to simulate the charging and discharging behavior of the artificial EV group in different scenarios, thus, the mathematical expectation of time-division charge-discharge power is obtained as daily charge-discharge profile. And the simulation experiments are completed in terms of the aspects as follows: 1) the differences in charge and discharge behaviors of users with different rational levels under the same price strategy, 2) the effect of charge and discharge behavior of electric vehicles on regional load variance under different price strategies and corresponding costs and benefits of the grid, 3) the changes in regional load variance reduction after the electric vehicle group is connected to the grid under different power battery parameters. Finally, the simulation results provide guidance for the grid to develop a reasonable price strategy, and also show the key factors affecting the electric vehicles as distributed energy storage systems to suppress the load variance. Besides, fundamental technical support for the orderly access of electric vehicles to the grid is provided.

**Keywords:** electric vehicles; Monte-Carlo method; central limit theorems; cyber-physical-social systems; parallel systems; convergence and multiplexing of energy storages

## 0 引 言

机动车尾气是城市空气污染的主要来源, 各类机动车辆排气污染已占城市大气部分污染物的 70% 以

上<sup>[1]</sup>. 电动汽车的发展将是解决城市空气污染的重要途径. 很多国家甚至将其提升至国家战略层面, 并提出了“禁止销售燃油汽车的时间表”, 电动汽车发展

收稿日期: 2019-04-18; 修回日期: 2019-09-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573155, 51877085).

责任编委: 郭戈.

†通讯作者. E-mail: junzeng@scut.edu.cn.

前景极其可观. 未来大规模电动汽车接入将对电网的运行和规划产生深刻影响<sup>[2]</sup>. 有效解决电动汽车接入的随机性, 实现有序充电, 并充分发挥电动汽车作为“分布式移动储能”的潜力, 实现有序放电, 具有重要的研究意义和工程价值, 是一项艰巨的任务.

大规模的电动汽车将主要以两种方式接入电网: 一是单纯作为充电负荷, 二是被部署为动态可配置的分分布式储能. 对于电动汽车作为新增负荷, 文献[3]指出, 若大量电动汽车集中在负荷高峰充电, 则将进一步加剧电网负荷峰谷差, 加重电力系统负担. 因此, 大量研究聚焦于对电动汽车功率需求的统计分析<sup>[4]</sup>、预测电动汽车充电曲线<sup>[5]</sup>、考虑随机因素下的充电负荷计算<sup>[6]</sup>和控制策略生成<sup>[7]</sup>. 文献[8]还分析了用户选择对于理想充电调度方案的影响. 随着以风、光为代表的可再生能源的兴起, 作为改善可再生能源随机性和间歇性的有效途径, 分布式储能呈现出蓬勃发展的态势. 大规模的电动汽车, 若能得到有效引导与利用, 则将成为分布式储能的重要形式<sup>[9-10]</sup>. 即使在电动汽车高度渗透的情况下, 通过在城市停车场推行中央电能接口并鼓励电动汽车之间或电动汽车与电网之间进行能量交换, 将显著减轻电网升级基础设施的压力<sup>[11]</sup>. 综合考虑影响电动汽车充放电行为的各类因素, 制定有效的引导和激励措施, 将是实现电动汽车有序充放电的基础, 更是实现电动汽车与电网(vehicle and power grid, V&G)双向互动的前提.

至于私人电动汽车能否参与电力系统辅助服务, 将受电动汽车当前剩余电量和用户出行需求所决定<sup>[12]</sup>. 更为重要的是, 虽然电动汽车在多种优化算法下参与和电网互动(vehicle to grid, V2G)将会协助电网以更高的可靠性水平满足负荷需求<sup>[13-14]</sup>, 但此前研究均没有考虑到实际优化问题的约束条件中还应添加社会约束这一项, 即运行人员基本没有对电动汽车进行直接调度的权利<sup>[15]</sup>, 其需要通过价格信号来引导电动汽车用户的充放电行为. 因此, V&G互动会受到用户偏好和理性程度的影响, 对其进行分析需涉及到社会学与行为经济学等理论. 社会信息物理系统(cyber-physical-social systems, CPSS)将传统的信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)扩展到有人类参与和互动的社会空间<sup>[16]</sup>, 是解决信息-物理-社会系统相互耦合的有效途径. CPSS已经在自动驾驶<sup>[17]</sup>、物联网<sup>[18]</sup>和微电网能量管理<sup>[19]</sup>等领域受到人们的广泛重视和研究. 文献[20]采用基于实验经济学的仿真方法, 通过构建重现人群意愿分布的多代理模型来替代真实用户参与经济实验, 在考虑实际用户行程

焦虑, 即用户随电动汽车电量降低而担忧出行需求得不到满足的前提下, 对电动汽车用户在不同场景下的出行意愿进行评估. 但是, 为实现对CPSS问题的有效建模, 尤其在数据支持、实验与验证方面仍存在巨大挑战.

平行系统最早由我国学者王飞跃<sup>[21]</sup>提出. 平行系统是由某一个自然的实际系统和对应的一个或多个虚拟或理想的人工系统所组成的共同系统. 通过构造与实际系统对应的软件定义模型——人工系统, 经在线学习、离线计算、虚实互动, 使得人工系统成为可试验的“社会实验室”, 以计算实验的方式为实际系统运行可能的情况提供“借鉴”、“预估”和“引导”, 从而为企业运营提供高效、可靠、适用的科学决策和指导. 文献[22]进一步指出, 平行控制可以实现对复杂系统的有效管控. 目前, 平行控制已成功地实施于交通系统<sup>[23]</sup>和能源系统<sup>[24]</sup>. 平行控制的提出将人工社会(artificial societies)、计算实验(computational experiments)、平行执行(parallel execution)有机结合, 通过构建人工系统和实际系统组成的闭环反馈, 使两者协同发展, 并确保系统按照期望的目标收敛, 从而在软件定义的“人工系统”中对已发生及可能发生的事件进行试验和计算, 为在CPSS框架下对实际系统的实验研究提供了有效手段. 因此, 本文借鉴平行理论的思想, 对私家车出行大数据进行统计分析, 并构建反映电动汽车出行规律的统计学模型, 辅以动力电池的物理充放电模型以及用户对价格策略的响应模型, 实现基于数据、模型和社会因素的融合驱动, 在平行人工系统中通过软件定义的方式构建映射现实世界中真实EV(electric vehicle)个体(车主+电动汽车)的人工EV个体. 基于所构建人工EV个体, 最终在平行人工系统中形成映射区域内真实EV群体的人工EV群体. 结合蒙特卡洛方法和中心极限定理对不同价格策略和动力电池参数下, 人工EV群体的充放电行为进行量化分析, 有助于深入挖掘电动汽车参与储能汇聚复用的潜力, 即分析电动汽车作为分布式储能满足车主日常通勤的前提下, 通过有序充电和V2G辅助电网降低区域负荷波动的潜力.

如图1所示, 本文从反映电动汽车出行的统计数据出发, 结合动力电池充放电的物理模型及其放电成本, 并且综合考虑实际电动汽车用户在考虑自身行程焦虑的前提下, 在不同价格牵引下与电网进行有效互动的意愿. 将数据驱动、模型驱动和用户的价格策略的响应行为进行融合, 构建电动汽车参与储能汇聚复用的平行CPSS模型. 据此模型, 采用蒙特卡洛方

法和中心极限定理完成以下仿真实验:1)对给定价格策略下,不同理性程度用户充放电行为为差异的分析;2)对不同价格策略下,电动汽车群体充放电行为对区域负荷方差的影响和相应的电网成本与收益分析;3)对不同动力电池参数下,电动汽车群体作为分

布式储能汇聚复用参与削减电网区域负荷方差效果的分析.所得到的仿真结果可以为电网制定合理的价格策略提供指导,也为挖掘影响电动汽车作为分布式储能帮助降低区域负荷方差的关键因素提供依据,并从源头上为电动汽车有序接入电网提供技术支撑.

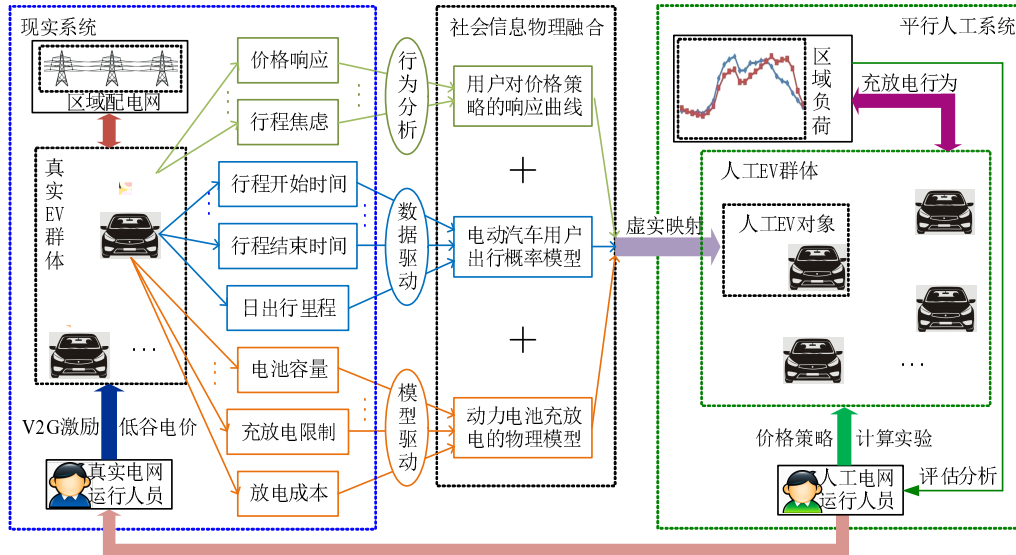


图1 总体研究框图

## 1 人工EV个体的建模

### 1.1 前提假设

由于私人电动汽车活动时间短、停车时间长,具备与电网进行双向互动的潜力<sup>[1]</sup>,本文以私人电动汽车为基础建立人工电动汽车(electric vehicle, EV)个体.私人电动汽车一般以家作为一天往返行程的起讫点,其一天之内大部分时间都会停留在家或工作单位附近的停车场中.在对人工EV个体建模的过程中,本文给出以下假设.

**假设1** 电动汽车结束一天的行程后在家完成电能的补给,用户个体根据低谷电价对自身的激励选择是否参与有序充电.

**假设2** 电动汽车在工作单位可以进行充电或放电行为,具体行为由用户的行程需求和V2G补贴对自身的激励所决定.

**假设3** 用户家中配备有慢速充电装置.

**假设4** 工作单位附属停车场配备有双向充电器,可供V2G和快速充电使用.

### 1.2 EV个体平行CPSS模型的建立

为在平行人工系统构建映射现实世界中真实EV个体(由电动汽车和车主组成)的人工EV个体,需要深度融合信息(对私家车出行的调查数据)、物理(动力电池的充放电物理模型)及社会(实际用户对电价或激励的响应)因素.

### 1.2.1 出行随机变量的统计学模型建立

电动汽车的出行模式主要由日行程开始时间 $T_s$ 、日行程结束时间 $T_e$ 和日出行里程 $M$ 这3个随机变量所决定.构建随机变量模型所采用的统计数据来自联邦公路管理局交通部2017年全美私家车出行最新调查报告<sup>[25]</sup>.一般认为电动汽车对传统汽车的替代并不会对用户的出行特征产生影响<sup>[5]</sup>,即 $T_s$ 、 $T_e$ 和 $M$ 主要由车主日常工作 and 出行规律所决定,在以电动汽车为载体开展研究的过程中,这些随机变量的模型并不会发生显著改变,数据具有代表性.

基于对出行调查数据<sup>[25]</sup>频率分布的分析可以发现, $T_s$ 、 $T_e$ 和 $M$ 分别服从于瑞利分布、正态分布和对数正态分布,利用最大似然估计法对上述分布的具体参数进行估计,并使用K-S检验法来验证所建立的随机变量概率模型对原始数据的拟合程度.有

$$D_{n_1} = \max\{|F_{n_1}(x_i) - F_{\text{rayl}}(x_i|\sigma_s)|\}, \quad (1)$$

$$D_{n_2} = \max\{|F_{n_2}(x_i) - F_{\text{logn}}(x_i|\mu_e, \sigma_e)|\}, \quad (2)$$

$$D_{n_3} = \max\{|F_{n_3}(x_i) - F_{\text{norm}}(x_i|\mu_m, \sigma_m)|\}, \quad (3)$$

$$D_{n_1} < D_{n_1}(\alpha), \quad (4)$$

$$D_{n_2} < D_{n_2}(\alpha), \quad (5)$$

$$D_{n_3} < D_{n_3}(\alpha). \quad (6)$$

式(1)~(6)是对K-S检验方法的数学解释,以式(1)为例说明其含义.其中: $F_{n_1}(x_i)$ 是根据日行程开

始时间样本数据计算得到的经验分布函数在  $x_i$  处的值,  $F_{\text{rayl}}(x_i|\sigma_s)$  表示所选定理论分布的累积分布函数在  $x_i$  处的值. 此处所选分布为瑞利分布, 其参数  $\sigma_s$  由最大似然估计法得到,  $D_{n_1}(\alpha)$  是根据日行程开始时间样本容量  $n_1$  和显著性水平  $\alpha$  查表得到的临界值. 此外,  $F_{\log n}$  和  $F_{\text{norm}}$  分别代表对数正态和正态分布所对应的理论分布函数. 若不等式(4)~(6)均成立, 则表明所构建概率模型能在给定显著性水平下准确表征真实电动汽车用户的出行规律.

#### 1) 日行程开始时间 $T_s$ .

本文采用瑞利分布来拟合日行程开始时间的概率分布, 其概率密度函数如下所示:

$$f_s(x) = \frac{x}{\sigma_s^2} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma_s^2}\right], \quad (7)$$

其中  $\sigma_s$  是采用最大似然估计法对出行调查数据进行统计分析所得到的瑞利分布的参数.

#### 2) 日行程结束时间 $T_e$ .

本文采用正态分布来拟合日行程结束时间的概率分布, 其概率密度函数如下所示:

$$f_e(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left[-\frac{(x - \mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right], \quad (8)$$

其中  $\mu_e$  和  $\sigma_e$  分别代表最大似然估计法所得到的期望与标准差.

#### 3) 日出行里程 $M$ .

本文采用对数正态分布来拟合日出行里程的概率分布, 其概率密度函数为

$$f_m(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m x} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right], \quad (9)$$

其中  $\mu_m$  和  $\sigma_m$  分别代表最大似然估计法所得到的期望与标准差.

式(5)中  $\mu_m$  和  $\sigma_m$  是将随机变量  $M$  取对数后得到的期望与标准差, 而日出行里程  $M$  自身所对应的期望与方差为

$$E(M) = \exp(\mu_m + \sigma_m^2/2), \quad (10)$$

$$\text{var}(M) = [\exp(\sigma_m^2) - 1] \exp(2\mu_m + \sigma_m^2). \quad (11)$$

#### 4) 停留在工作单位的时间段 $[T_{\text{pi}}, T_{\text{po}}]$ .

假设电动汽车停留在家和工作单位的时间段分别为  $[T_e, T_s]$  和  $[T_{\text{pi}}, T_{\text{po}}]$ , 其中  $T_{\text{pi}}$  和  $T_{\text{po}}$  分别表示电动汽车到达和离开工作单位的时间. 假设  $x = M_1/M_2$  服从正态分布, 其中  $M_1$  和  $M_2$  分别表示从家至工作单位 and 从工作单位返程所需的里程. 该分布的期望为  $1/2$ , 表示一般情况下  $M_1$  会近似等于  $M_2$ . 其方差  $\sigma^2$  不为零, 表征由于用户出行往返途中存在短暂出行会导致  $M_1$  在一定程度上偏离  $M_2$ . 由

文献[25]可知, 全美私家车平均行驶速度  $S_{\text{av}} = 51.5 \text{ km/h}$ ,  $[T_{\text{pi}}, T_{\text{po}}]$  的计算过程如下:

$$T_{\text{pi}} = T_s + x \cdot M/S_{\text{av}}, \quad (12)$$

$$T_{\text{po}} = T_e - (1 - x) \cdot M/S_{\text{av}}. \quad (13)$$

由式(12)和(13)可以计算出  $[T_{\text{pi}}, T_{\text{po}}]$ , 该时段表征了电动汽车可以与电网进行双向互动的的时间.

### 1.2.2 动力电池的充放电物理模型

电动汽车的充放电速率受电池类型和电力电子接口的限制, 此外, 电动汽车参与V2G以获得经济激励是以动力电池的损耗为代价的<sup>[26]</sup>. 动力电池的充放电物理模型为

$$\text{SOC}(t+1) = \begin{cases} \text{SOC}(t) + P_{\text{EV}}\eta_c\Delta t/E_c, & P_{\text{EV}} \leq 0; \\ \text{SOC}(t) - P_{\text{EV}}\Delta t/(\eta_d E_c), & P_{\text{EV}} > 0. \end{cases} \quad (14)$$

其中:  $\text{SOC}$  为动力电池的荷电状态,  $P_{\text{EV}}$  为电网侧电动汽车充放电的速率(以充电为正、放电为负),  $\eta_c$  和  $\eta_d$  分别为电动汽车充电和放电的效率,  $E_c$  为动力电池的额定容量,  $\Delta t$  为  $t$  时刻与  $t+1$  时刻间的时间间隔. 式(14)刻画了电动汽车置于停车场时, 其动力电池  $\text{SOC}$  与充放电功率和充放电效率之间的关系. 此外, 电动汽车在充放电的过程中还应满足以下约束:

$$P_{c.\text{max}} \leq P_{\text{EV}} \leq P_{d.\text{max}}, \quad (15)$$

$$\text{SOC}_{\text{min}} \leq \text{SOC} \leq \text{SOC}_{\text{max}}. \quad (16)$$

其中:  $P_{c.\text{max}}$  和  $P_{d.\text{max}}$  分别为电动汽车的最大充电和放电速率,  $\text{SOC}_{\text{min}}$  和  $\text{SOC}_{\text{max}}$  分别为动力电池荷电状态的上下限. 为了衡量用户参与V2G对动力电池所产生的损耗, 下式给出了动力电池的放电成本  $C_{\text{dis}}$ :

$$C_{\text{dis}} = \frac{C_{\text{bat}}}{L_c E_c d_{\text{DOD}}}. \quad (17)$$

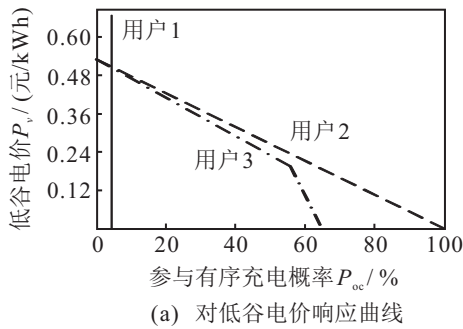
其中:  $C_{\text{bat}}$  为动力电池的购买成本,  $L_c$  为动力电池的循环次数,  $d_{\text{DOD}}$  为其放电深度.

### 1.2.3 用户对电价激励响应的建模

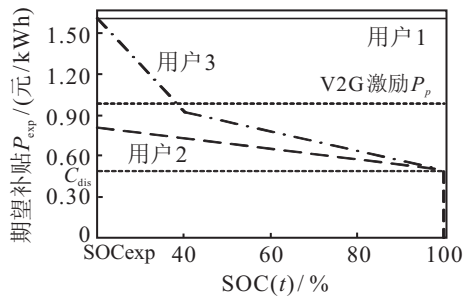
在实际电力系统调度过程中, 运行人员一般缺乏直接控制电动汽车充放电过程的权限<sup>[15]</sup>, 其需要通过分时电价或经济激励等手段来调动电动汽车参与有序充电和V2G. 不同理性程度的用户在面对相同电价激励时的行为也存在差异.

假设电动汽车用户按照其理性程度可以分为3类, 即完全非理性、完全理性和有限理性. 如图2(a)所示, 其中用户1代表完全非理性用户, 无论低谷电价  $P_v$  如何下降其都不会参与有序充电; 而且如图

2(b)所示,合理的V2G激励 $P_p$ 很难高于其期望补贴 $P_{exp}$ ,所以其不会参与V2G. 用户2代表完全理性用户,其参与有序充电的概率 $P_{oc}$ 会随着 $P_v$ 的降低而呈线性提高;伴随电池放电SOC(t)下降,车载电量的稀缺性提高,其 $P_{exp}$ 也会线性增加. 有限理性用户对应于用户3,当 $P_v$ 低至一定程度后,继续降低 $P_v$ 对提升该类用户 $P_{oc}$ 的边际效益会递减,这类用户受自身利益诉求等因素的影响,其 $P_{oc}$ 明显低于完全理性用户;此外其在参与V2G的过程中,当SOC(t)下降至特定限度时,由于行程焦虑,其 $P_{exp}$ 会显著提高. 其中行程焦虑反映了实际用户对行程需求得不到满足这一风险的厌恶情绪. 现实生活中,大部分电动汽车车主都属于有限理性用户.



(a) 对低谷电价响应曲线



(b) 对V2G激励响应曲线

图2 用户对价格激励响应曲线

### 1.3 人工EV个体日充放电行为建模

基于第1.2节建立的平行CPSS模型,本节对人工EV个体在不同场景下的日充放电行为进行具体刻画. 人工EV个体的日充放电行为由其在V2G激励下的放电行为和其在低谷电价下的充电行为所组成.

#### 1.3.1 V2G过程建模

下式表示即使在不考虑用户对价格响应的情况下,人工EV个体在第 $n$ 天于工作地点进行V2G过程中所需要预留的最低电量,即 $SOC_n^{exp}$ :

$$SOC_n^{exp} = SOC_{min} + \frac{M_2^n \cdot E_{100}}{100E_c} + \frac{M_{res}^n \cdot E_{100}}{100E_c}. \quad (18)$$

其中: $M_2^n$ 代表人工EV个体于第 $n$ 天从工作单位返程所需要的公里数; $M_{res}^n$ 代表人工EV个体在第 $n$ 天为突发行程所预留的公里数; $E_{100}$ 代表电动汽车的

百公里耗电量. 式(18)中等式右侧后两项表示车主为满足个人返程需求的SOC和突发行程所需预留的SOC,其中突发行程所需预留的SOC反映了车主的行程焦虑. 此外为维持动力电池的健康状态,电动汽车到家时,即 $T_e$ 时刻的SOC需要高于 $SOC_{min}$ ,这3项共同决定了电动汽车在离开停车场时需要保持的最低荷电状态 $SOC_{exp}^n$ .

下式对人工EV个体在第 $n$ 天的用电高峰时段 $t$ 处是否会参与V2G进行了判断:

$$F_1^n(t) = \begin{cases} 1, & SOC^n(t) > SOC_{exp}^n; \\ 0, & SOC^n(t) \leq SOC_{exp}^n. \end{cases} \quad (19)$$

$$F_2^n(t) = \begin{cases} 1, & P_p > P_{exp}^n(SOC^n(t)); \\ 0, & P_p \leq P_{exp}^n(SOC^n(t)). \end{cases} \quad (20)$$

$$F_3^n(t) = \begin{cases} 1, & t \in [T_{pi}^n, T_{po}^n]; \\ 0, & t \notin [T_{pi}^n, T_{po}^n]. \end{cases} \quad (21)$$

$$F^n(t) = F_1^n \times F_2^n \times F_3^n. \quad (22)$$

式(20)中: $P_p$ 为当前V2G激励; $P_{exp}^n(SOC_n(t))$ 为用户在当前电量下的期望补贴,其可参照图2(b)得到. 式(21)中 $T_{pi}^n$ 和 $T_{po}^n$ 分别为电动汽车在第 $n$ 天到达和离开工作单位的时间. V2G过程中人工EV个体SOC的变化可依据式(14)得到.

此外,若人工EV个体在第 $n$ 天到达工作地点时剩余的SOC已经不满足其完成剩余行程,则其将选择在工作单位进行快速充电(快充功率为 $P_f$ ),直至电量补充至 $SOC_{exp}^n$ . 其于第 $n$ 天到达工作地点时的SOC为

$$SOC(T_{pi}^n) = SOC_{max} - \frac{M_1^n \cdot E_{100}}{100E_c}, \quad (23)$$

其中 $M_1^n$ 为人工EV个体于第 $n$ 天从家开往工作单位途中的里程数.

#### 1.3.2 有序充电过程建模

人工EV个体在第 $n$ 天会根据回家后剩余电量、家用慢充装置的充电功率 $P_s$ 以及V2G激励 $P_p$ 对自身的激励选择是否参与或部分参与有序充电. 此处有序充电是指用户选择在低谷时段进行电能补给,而无序充电是指用户回家后立即开始充电,无论当时是否处于低谷时段. 人工EV个体于第 $n$ 天到家时刻的剩余电量和其通过家用慢充装置完成充电过程所需时间如下所示:

$$SOC_{end}^n = SOC^n(T_{po}^n) - \frac{M_2^n \cdot E_{100}}{100E_c}, \quad (24)$$

$$T_r^n = \frac{(SOC_{max} - SOC_{end}^n) \cdot E_c}{P_s}. \quad (25)$$



令区间  $I_n$  表示人工EV个体于第  $n$  天驻留在家时间段与负荷低谷时间段的交集, 区间  $I_n$  是实际可供用户使用的低谷时段, 其表达式为

$$I_n = [T_e^n, T_s^n] \cap [T_{vs}, T_{ve}], \quad (26)$$

其中  $T_{vs}$  和  $T_{ve}$  分别代表低谷时段开始和结束的時刻. 令  $T_n$  表示区间  $I_n$  的长度, 则判断人工EV个体在第  $n$  天回家后充电行为的流程如下.

Step 1: 生成服从  $[0, 1]$  上均匀分布的随机数  $Y$ ;

Step 2: 依据图2(a), 计算当前  $P_v$  下的  $P_{oc}$ ;

Step 3: 若  $P_{oc} < Y$ , 则转到 Step 7;

Step 4: 若  $T_r^n > T_n$ , 则转到 Step 6;

Step 5: 人工EV个体参与有序充电, 转到 Step 8;

Step 6: 人工EV个体在充电过程中尽可能地利用区间  $I_n$ , 转到 Step 8;

Step 7: 人工EV个体进行无序充电;

Step 8: 结合式(14)生成人工EV个体在当前场景下的充电曲线.

### 1.3.3 人工EV个体分时充放电功率计算

人工EV个体的构建通过深度融合信息(对私家车出行的调查数据)、物理(动力电池的充放电物理模型)及社会(实际用户对电价或激励的响应)因素, 为实现对真实EV个体日充放电行为的平行CPSS建模. 具体过程如下: 首先依据式(7)~(9)中所建立的出行随机变量概率模型进行统计抽样, 得到人工EV个体某一天出行所对应的  $T_s$ 、 $T_e$ 、 $M$ 、 $T_e$ 、 $T_{pi}$  和  $T_{po}$ . 根据抽样所得  $M$  和式(23)可以得到人工EV个体驶入停车场时的SOC, 根据式(14)~(17)中所述动力电池的充放电物理模型和图2(b)中所示不同理性程度用户对V2G激励的响应及式(19)~(22)可以对人工EV个体处于停车场期间, 即  $[T_{pi}, T_{po}]$  时段内的充放电行为和SOC的变化进行建模. 当人工EV个体离开停车场返回家中时, 其对应时刻  $T_e$  的SOC可由式(24)确定, 同样, 结合如式(14)~(17)中所述动力电池的充放电物理模型和图2(a)中所示不同理性程度用户对低谷电价的响应及1.3.2小节中所述流程, 可以对人工EV个体在家期间, 即  $[T_e, T_s]$  时段内的充放电行为和SOC的变化进行建模.

人工EV个体汇聚形成人工EV群体, 人工EV群体的日充放电行为是现实世界中真实EV群体日充放电行为在平行人工系统中的镜像.

## 2 人工EV群体日充放电行为的建模

人工EV群体的日充放电行为由各人工EV个体的日充放电行为汇聚而成. 本节利用蒙特卡洛方法

和中心极限定理对不同场景下电动汽车群体聚合的充放电行为进行建模与分析.

### 2.1 人工EV个体DCDP的获取

为对人工EV群体日充放电行为进行建模, 首先需要通过蒙特卡洛方法得到单个人工EV个体分时充放电功率的期望, 即计算其日充放电曲线(daily charge-discharge profile, DCDP). 该曲线以统计学的角度对受出行随机变量影响的人工EV个体日充放电行为进行量化评估, 是分析人工EV群体在不同场景下分时充放电行为的基础.

为了通过蒙特卡洛模拟能够得到对人工EV个体分时充放电功率期望更为准确的估计, 模型加入了方差校验环节以确定停止抽样时刻, 其流程如下.

Step 1: 为所估计的分时充放电功率的标准差选择一个可以接受的数值  $d$ ;

Step 2: 基于1.3.3小节为单个人工EV个体产生至少100天的分时充放电功率曲线;

Step 3: 持续产生更多天的分时充放电功率曲线, 直到产生第  $k$  天的曲线后, 对于一天之内的96个时间段,  $S_t/\sqrt{k} < d$  均得到满足, 其中  $S_t$  为基于  $k$  天内所生成的曲线在时段  $t$  处的数值所得到的样本标准差;

Step 4: 方差校验通过, 得到满足可信度的DCDP.

当统计模拟通过方差校验后, 由中心极限定理可知, 利用蒙特卡洛方法所得到的人工EV个体分时充放电功率期望  $\bar{P}_{MT}(t)$  偏离其真实分时充放电功率期望  $\bar{P}(t)$  的概率为

$$P\{|\bar{P}_{MT}(t) - \bar{P}(t)| > 1.96d\} \approx 0.05. \quad (27)$$

由式(27)可知, 通过方差校验环节后, 模型对于单个人工EV个体分时充放电功率期望的估计精度得到了保证, 即表征最终得到了足够精度的DCDP.

### 2.2 人工EV群体DCDP的获取

假设人工EV群体由三类用户组成, 即1.2.3节中所提到的完全非理性用户、完全理性用户和有限理性用户, 这三类用户的人数分别为  $N_1$ 、 $N_2$  和  $N_3$ .

由中心极限定理可知,  $N_1$  个完全非理性用户所对应的人工EV个体所形成的人工EV群体在时刻  $t$  处的聚合充放电功率  $P_{1t}$  服从正态分布, 即

$$P_{1t} \sim N(N_1\mu_{1t}, N_1\sigma_{1t}^2), \quad (28)$$

其期望为  $N_1\mu_{1t}$ , 方差为  $N_1\sigma_{1t}^2$ . 其中:  $\mu_{1t}$  和  $\sigma_{1t}$  分别表示单一完全非理性用户所对应人工EV个体在时间段  $t$  处充放电功率的期望和标准差, 而且  $\mu_{1t}$  与该用户所对应DCDP在时段  $t$  的值相等.

同理, 完全理性用户和有限理性用户所对应的人

工EV群体在时间段  $t$  的聚合充放电功率  $P_{2t}$  和  $P_{3t}$  的概率分布分别为

$$P_{2t} \sim N(N_2\mu_{2t}, N_2\sigma_{2t}^2), \quad (29)$$

$$P_{3t} \sim N(N_3\mu_{3t}, N_3\sigma_{3t}^2). \quad (30)$$

三类用户可以被视为在概率上彼此独立的个体, 于是, 总的人工EV群体在时间段  $t$  的总体充放电功率  $P_t$  服从如下式所示的正态分布:

$$P_{1t} + P_{2t} + P_{3t} = P_t \sim N\left(\sum_{i=1}^3 N_i\mu_{it}, \sum_{i=1}^3 N_i\sigma_{it}^2\right). \quad (31)$$

人工EV群体DCDP的计算流程如图3所示.

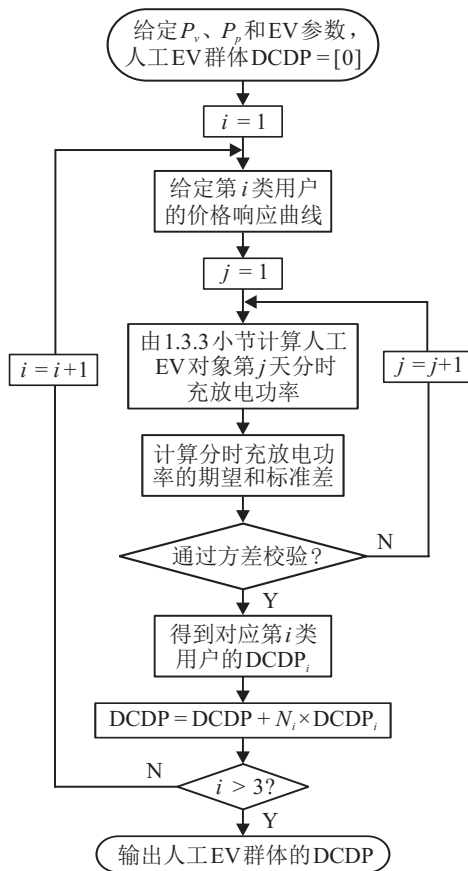


图3 人工EV群体DCDP计算流程

此外, 由下式可知, 结合人工EV群体的DCDP和其在96个时间段内充放电功率的标准差  $\sigma_t$ , 可以对总的人工EV群体分时充放电功率所处区间进行估计:

$$P\{|P_t - \text{DCDP}(t)| < 3\sigma_t\} = 0.99. \quad (32)$$

### 3 电动汽车参与储能汇聚复用的计算实验

#### 3.1 问题描述与仿真参数

如图1所示, 基于在平行人工系统中所构建的人工EV个体和人工EV群体, 本文在Matlab仿真环境下完成了对真实EV群体的软件定义. 此外, 本文构

造人工电网运行人员向人工EV群体发布低谷电价和V2G激励, 引导EV群体发挥分布式储能的作用, 即通过有序的充放电行为平抑区域负荷波动, 提升电网运行的经济性和可靠性等. 通过在平行系统中进行计算实验, 最终可为实际电网运行人员提供决策参考.

由于实时电价变化周期短, 波动频繁, 长时间会导致用户的响应疲劳<sup>[26]</sup>. 在2.2节得到的人工EV群体DCDP的基础上, 对各种低谷电价和V2G激励的组合进行计算实验, 分析低谷电价和V2G激励不同策略组合  $(P_v, P_p)$  下, 人工EV群体DCDP对原区域日负荷曲线的影响. 有

$$\text{Var}(\text{load}) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (L_s(t) - L_{\text{av}})^2. \quad (33)$$

$$\begin{cases} L_s(t) = L_n(t) + \text{DCDP}(t), \\ L_{\text{av}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T L_s(t). \end{cases} \quad (34)$$

式(33)为计算电动汽车接入后, 区域负荷方差的表达式, 其中  $T$  由一天之内的96个时间段所组成.  $L_n(t)$  和  $L_s(t)$  分别代表人工EV群体接入前后  $t$  时段处的区域负荷量, 其计算过程如式(34)所示.

假设, 有限理性、完全理性和完全非理性用户的人数分别为800、150和50. 用电高峰时段为9:00~12:00和17:00~22:00, 低谷时段为0:00~7:00, 其余时段皆为平时段. 此外, 仿真过程中电动汽车的基本参数如表1所示.

表1 电动汽车基本参数

参数	数值	参数	数值
电池容量 $E_c$ / kWh	48	SOC <sub>max</sub> / %	100
SOC <sub>min</sub> / %	20	快充功率 $P_f$ / kW	12
慢充功率 $P_s$ / kW	5	放电功率 $P_{\text{dis}}$ / kW	6
充电效率 $\eta_c$ / %	82	放电效率 $\eta_d$ / %	88
百公里耗电 $W_{100}$ / kWh	15	平均车速 $S_{\text{av}}$ / (km/h)	51.5

#### 3.2 不同价格策略下电动汽车对区域负荷的影响

不存在低谷电价和V2G激励情况下, 人工EV群体的DCDP与其接入配电网前后区域日负荷曲线如图4(a)所示. 该场景下, 电动汽车用户不会选择参与V2G或有序充电. 图4(a)中人工EV群体的DCDP恒大于零, 说明电动汽车对于区域配电网而言只是一个新增的负荷. 电动汽车接入前后, 区域的负荷方差分别为  $7.34 \times 10^7 \text{ kW}^2$  和  $7.58 \times 10^7 \text{ kW}^2$ , 该情况下, 电动汽车的接入显著加剧了区域负荷波动.

存在低谷电价和V2G激励的情况如图4(b)所示. 当前价格策略  $(P_v, P_p) = (0.5, 1.2)$ . 该情况下, 电

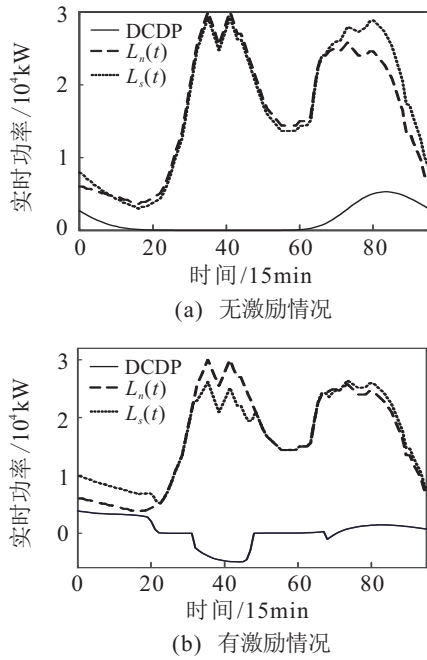


图 4 价格激励前后 EV 群体 DCDP 对区域负荷的影响

网运行人员运用低谷电价和 V2G 激励引导电动汽车参与储能的汇聚复用。电动汽车接入前后, 区域的负荷方差分别为  $7.34 \times 10^7 \text{ kW}^2$  和  $4.98 \times 10^7 \text{ kW}^2$ 。该情况下, 电动汽车在价格策略引导下发挥其分布式储能的功能, 有效降低了区域负荷的波动。

不同的价格策略 ( $P_v, P_p$ ) 下, 电网需要支付的成本不同, 电动汽车接入后日负荷曲线所对应的负荷方差也会改变。负荷方差的缩减能够减少电网因为负荷需求波动而频繁进行电压及频率调节所支付的费用  $C$ , 从而为电网产生相应的经济收益  $B$ 。即

$$C = \sum_{T=0}^{31} P_c(P_{v0} - P_v) - \left( \sum_{T=32}^{47} P_p P_{\text{dis}} + \sum_{T=68}^{83} P_p P_{\text{dis}} \right); \quad (35)$$

$$B = \begin{cases} \alpha(\text{Var}_{\text{load}}^0 - \text{Var}_{\text{load}}^1), & \text{Var}_{\text{load}}^0 > \text{Var}_{\text{load}}^1; \\ 0, & \text{Var}_{\text{load}}^0 \leq \text{Var}_{\text{load}}^1. \end{cases} \quad (36)$$

不同价格策略下的策略成本如式 (35) 所示。其中:  $P_{\text{dis}}$  和  $P_c$  分别代表电动汽车在负荷高峰的放电功率与其在低谷时段的充电功率,  $P_{v0}$  表示该区域原本的谷时电价。策略成本主要包括两部分, 即电网为电动汽车在负荷高峰时段参与 V2G 电量所支付的经济激励和由于低谷电价下调导致电网所损失的售电收入。式 (36) 中:  $\text{Var}_{\text{load}}^0$  和  $\text{Var}_{\text{load}}^1$  分别代表电动汽车接入前后区域的负荷方差,  $\alpha$  代表负荷方差缩减量与电网收益之间的转换系数。

基于人工 EV 群体, 针对不同价格策略 ( $P_v, P_p$ ) 下电动汽车群体充放电行为对区域负荷方差的影响进行计算实验, 得到每一种价格策略所对应的策略成本与收益, 并计算每一种价格策略所对应的策略净收益 ( $B - C$ )。实验结果如图 5 所示。

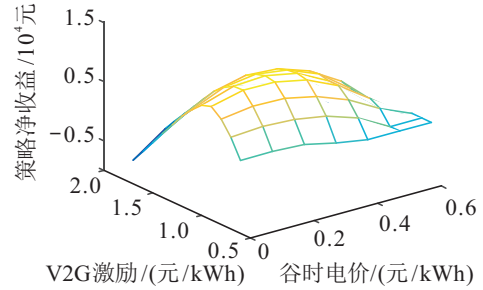


图 5 不同价格策略下的净收益

### 3.3 不同理性程度用户充放电行为的差异

本文采用 DCDP 与分时期望 SOC 来衡量不同理性程度用户在同一价格策略 ( $P_v, P_p$ ) = (0.5, 1.2) 下充放电行为的差异, 具体如图 6 所示。

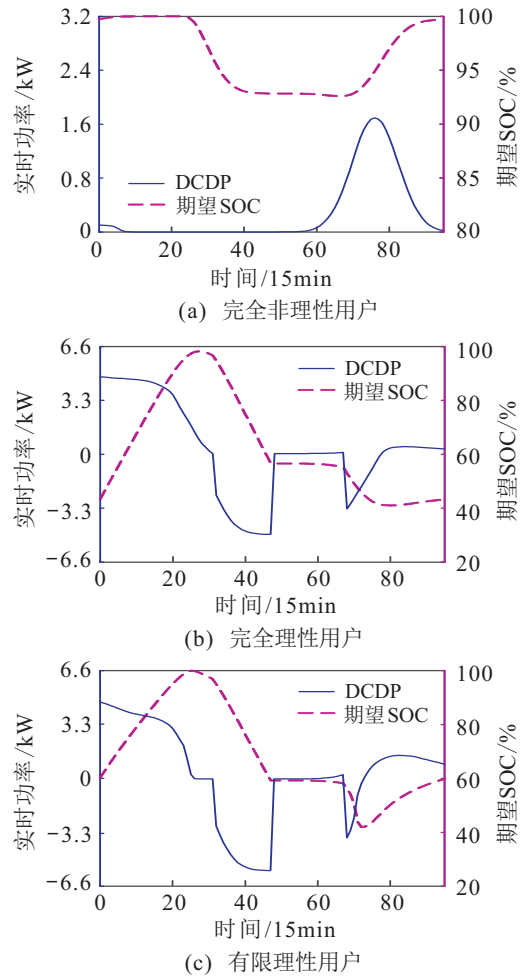


图 6 不同理性程度用户的 DCDP 与分时期望 SOC

如图 6(a) 所示, 完全非理性用户基本不会参与 V2G 和有序充电。此外, 根据其所对应的分时期望 SOC 曲线可以发现, 完全非理性用户一天之内各个



时刻的期望SOC均大于90%，若将电动汽车的动力电池视为一种分布式储能资源，则说明属于该类用户的储能资源没有得到充分利用。如图6(b)所示，当前价格策略下完全理性用户会积极地参与有序充电和V2G。对比其他两类用户的分时期望SOC曲线，属于完全理性用户的储能资源得到了最充分的利用。如图6(c)所示，有限理性用户对于第2个负荷高峰的补偿明显弱于对第1个负荷高峰的补偿，这是由于当SOC下降至图2中所示有限理性用户对V2G激励响应的转折点处，其期望补贴会迅速上升，当V2G激励小于其期望补贴时就会停止V2G行为。此外，相较于完全理性用户，由于有限理性用户自身的利益诉求或其对低谷电价的响应程度，从图6(c)中非低谷时段的充电功率可以发现，其参与有序充电的比例也小于完全理性用户。

### 3.4 动力电池参数变化对策略效果的影响

在最优价格策略(0.3, 1.0)下，电动汽车接入配电网后，区域负荷方差较原来缩减 $2.45 \times 10^7 \text{ kW}^2$ 。以此为基准点，分析在给定价格策略下，动力电池参数变化对电网通过价格策略引导电动汽车参与储能汇聚复用以平抑区域负荷波动所造成的影响。如图7所示，相较于缩减电动汽车的百公里耗电量，提升其电池容量和降低动力电池的放电成本更有助于发挥价格策略引导电动汽车参与储能汇聚复用以平滑日负荷曲线，协助电网实现高效经济运行的潜力。

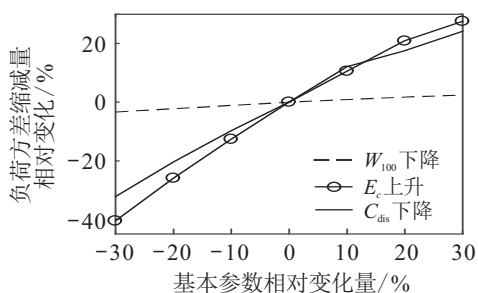


图7 动力电池参数变化对方差缩减量的影响

## 4 结论

1) 结合所建立的电动汽车参与储能汇聚复用的平行CPSS模型和蒙特卡洛方法，本文给出了电动汽车群体分时充放电功率的期望。基于此，分析了不同场景下电动汽车群体DCDP对区域负荷的影响。仿真结果表明，在不存在电价牵引的情况下，规模化的电动汽车接入会对电力系统造成严重的威胁。

2) 该模型的建立解决了实际生产生活中难以对大规模电动汽车群体进行重复有效实验的问题。通过在所建立的基于CPSS的平行人工系统中实验不同的价格策略，以量化分析不同价格策略下的成本与

收益，最终为选择合适的价格策略施加于现实系统，以引导电动汽车车主的自由意志，使其充放电行为对电网更友好，使区域的负荷更为稳定提供了指导。

3) 通过改变电动汽车电池容量、百公里耗电量和放电成本的参数，分析不同动力电池参数下区域负荷方差缩减量的相对变化，为电动汽车生产厂商的技术发展路线提供了相应的参数指导，从而从源头上为电动汽车有序接入电网提供了技术支撑。

## 参考文献(References)

- [1] 黄志辉, 郝春晓, 王军方, 等. 机动车污染物排放量分析——《中国机动车环境管理年报(2017)》第II部分[J]. 环境保护, 2017, 45(13): 42-47.  
(Huang Z H, Hao C X, Wang J F, et al. Analysis of vehicle contaminants emission in China — China vehicle environmental management annual report (2017)II[J]. Environmental Protection, 2017, 45(13): 42-47.)
- [2] Boulanger A G, Chu A C, Maxx S, et al. Vehicle electrification: Status and issues[J]. Proceedings of the IEEE, 2011, 99(6): 1116-1138.
- [3] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 1-10.  
(Hu Z C, Song Y H, Xu Z W, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 1-10.)
- [4] 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 L T, Shi S L, Jia Z. A statistical model for charging power demand of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 126-130.)
- [5] Ashtari A, Bibeau E, Shahidinejad S, et al. PEV charging profile prediction and analysis based on vehicle usage data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 341-350.
- [6] Qian K, Zhou C, Allan M, et al. Modeling of load demand due to EV battery charging in distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 802-810.
- [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): 53-60.  
(Wang Y, Wang F H, Hou X Z, et al. Random access control strategy of charging for household electric Vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 53-60.)
- [8] 黄小庆, 陈颀, 谢啟波, 等. 用户充电选择对电网充电调度的影响[J]. 电工技术学报, 2018, 33(13): 3002-3011.  
(Huang X Q, Chen J, Xie Q B, et al. The influence of users' charging selection on charging schedule of power grid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(13): 3002-3011.)
- [9] Zhang X, Wang Q, Xu G, et al. A review of plug-in electric

- vehicles as distributed energy storages in smart grid[C]. IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies. Europe: IEEE, 2014: 1-6.
- [10] Hu J, Morais H, Sousa T, et al. Electric vehicle fleet management in smart grids: A review of services, optimization and control aspects[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 56: 1207-1226.
- [11] Rezaee S, Farjah E, Khorramdel B. Probabilistic analysis of plug-in electric vehicles impact on electrical grid through homes and parking lots[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(4): 1024-1033.
- [12] Peng C, Zou J, Lian L, et al. An optimal dispatching strategy for V2G aggregator participating in supplementary frequency regulation considering EV driving demand and aggregator's benefits[J]. Applied Energy, 2017, 190: 591-599.
- [13] Tan K M, Ramachandaramurthy V K, Yong J Y. Integration of electric vehicles in smart grid: A review on vehicle to grid technologies and optimization techniques[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 53: 720-732.
- [14] Mozafar M R, Amini M H, Moradi M H. Innovative appraisal of smart grid operation considering large-scale integration of electric vehicles enabling V2G and G2V systems[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 154: 245-256.
- [15] 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 X F, Shao C C, Wang X L, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 1-10.)
- [16] Wang F Y. The emergence of intelligent enterprises: From CPS to CPSS[J]. IEEE Intelligent Systems, 2010, 25(4): 85-88.
- [17] Han S, Cao D, Li L, et al. From software-defined vehicles to self-driving vehicles: A report on CPSS-based parallel driving[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2019, 11(1): 6-14.
- [18] Yang A M, Yang X L, Chang J C, et al. Research on a fusion scheme of cellular network and wireless sensor for cyber physical social systems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 18786-18794.
- [19] Zhang X, Yu T, Xu Z, et al. A cyber-physical-social system with parallel learning for distributed energy management of a microgrid[J]. Energy, 2018, 165: 205-221.
- [20] Wu Juai, Xue Yusheng, Xie Dongliang, et al. Multi-agent modeling and analysis of EV users' travel willingness based on an integrated causal/statistical/behavioral model[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(6): 1255-1263.
- [21] 王飞跃. 平行系统方法与复杂系统的管理和控制[J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 485-489.  
(Wang F Y. Parallel system methods for management and control of complex systems[J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 485-489.)
- [22] 王飞跃, 杨坚, 韩双双, 等. 基于平行系统理论的平行网络架构[J]. 指挥与控制学报, 2016, 2(1): 71-77.  
(Wang F Y, Yang J, Han S S, et al. The framework of parallel network based on the parallel system theory[J]. Journal of Command and Control, 2016, 2(1): 71-77.)
- [23] 王晓, 婁婷婷, 韩双双, 等. 车联网: 基于 ACP 的智能车辆联网管理与控制[J]. 自动化学报, 2018, 44(8): 1391-1402.  
(Wang X, Yao T T, Han S S, et al. Parallel internet of vehicles: The ACP-based networked management and control for intelligent vehicles[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(8): 1391-1402.)
- [24] 邓建玲, 王飞跃, 陈耀斌, 等. 从工业 4.0 到能源 5.0: 智能能源系统的概念、内涵及体系框架[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 2003-2016.  
(Deng J L, Wang F Y, Chen Y B, et al. From industries 4.0 to energy 5.0: Concept and framework of intelligent energy systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 42(12): 2003-2016.)
- [25] Department of Transportation, Federal Highway Administration of USA. 2017 national household travel survey[R]. URL: <http://nhts.ornl.gov>.
- [26] Shafie-Khah M, Siano P. A stochastic home energy management system considering satisfaction cost and response fatigue[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(2): 629-638.

### 作者简介

陈渊睿(1969—), 男, 副教授, 博士, 从事电力电子系统的先进控制技术、新能源发电并网与控制技术等研究, E-mail: yrchen@scut.edu.cn;

徐铭康(1996—), 男, 硕士生, 从事信息物理系统建模与V2G的研究, E-mail: 1115422976@qq.com;

曾君(1979—), 女, 教授, 博士生导师, 从事微电网能量管理及优化、可再生能源发电系统中的电力电子及控制技术的研究, E-mail: junzeng@scut.edu.cn;

王振刚(1995—), 女, 硕士生, 从事微电网信息物理系统可靠性的研究, E-mail: 1273616730@qq.com;

刘俊峰(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事高频微电网关键技术、电力电子及其控制技术的研究, E-mail: aujfliu@scut.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)