

基于模糊聚类-马尔可夫链的 换电站负荷预测模型

范明康¹, 张怡¹, 康健¹, 余洋²

(1.华北理工大学电气工程学院, 河北省唐山市 063210; 2.新能源电力系统
国家重点实验室(华北电力大学), 河北省保定市 071003)

摘 要:换电站减少了电动汽车的补能时间,具有可观的调控潜力,准确的负荷预测模型是其参与电网辅助服务的关键。针对用户换电需求的随机性,建立基于模糊聚类-马尔可夫链的换电站负荷预测模型。首先,利用泊松分布预测各时刻电动汽车换电需求数量,并建立换电需求约束;其次,利用自适应模糊C均值聚类算法依据荷电状态对换电站中电池集群进行自适应分区,避免人为分区的主观性;最后,采用马尔可夫链建立充电、放电、等待多状态下换电站电池集群模型。对需求预测方法与负荷预测模型进行了仿真验证,并与蒙特卡洛模拟法进行对比,结果表明,泊松分布准确预测了电动汽车需求数量,提出的负荷预测模型获取了充放电状态下换电站的功率,同时减小了负荷预测的波动性。

关键词:电动汽车换电站;泊松分布;模糊聚类;马尔可夫链;负荷预测

Fuzzy Clustering-Markov Chain Based Load Forecasting Modeling for Battery-Swap Stations

FAN Mingkang¹, ZHANG Yi¹, KANG Jian¹, YU Yang²

(1.College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210,
Hebei Province, China; 2.State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable
Energy Sources(North China Electric Power University), Baoding 071003, Hebei Province, China)

ABSTRACT: Battery-swap stations reduce the replenishment time of electric vehicles and have considerable regulation potential. An accurate load prediction model is the key to their participation in grid auxiliary services. To address the stochastic nature of the power exchange demand of users, a fuzzy clustering - Markov chain-based load prediction model for swap stations is established. First, the Poisson distribution is used to predict the number of EVs demanding power exchange at each moment and establish the demand constraint for power exchange. Second, the adaptive fuzzy C-mean clustering algorithm is used to adaptively partition the battery clusters in the swap stations based on the charge state to avoid the subjectivity of artificial partitioning. Finally, the Markov chain is used to establish the battery cluster model of the swap stations under multiple states of charging, discharging, and waiting. The demand prediction method and load prediction model are simulated, validated, and compared with the Monte Carlo simulation method. The results showed that Poisson distribution accurately predicted the demand quantity of electric vehicles, and the proposed load prediction model obtained the power of the swap station under charging and discharging states, while reducing the volatility of load prediction.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2021YFE0190900), Tangshan Science Program (No. 22130210H) and National Natural Science Foundation of China (No. 61803154).

KEYWORDS: electric vehicle battery swap station; Poisson distribution; fuzzy clustering; Markov chain; load forecasting

中图分类号: TM714

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2023)10-0063-09

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2023.10.007

0 引 言

在节能减排的大环境下,电动汽车(electric

vehicle, EV)渗透率不断提高,换电站极大节省了EV用户充电时间, EV换电站被纳入国家新基建计划,数量也不断攀升^[1]。2022年,国家下发了《关于进一步提升电动汽车充电基础设施服务保障能力的实施意见》,提出完善新能源汽车储放绿色电力的调度机

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFE0190900);唐山市科学计划项目(22130210H);国家自然科学基金项目(61803154)

<http://www.cepc.com.cn>

制^[2-3]。换电站(battery-swap station, BSS)电池是一类优良的可调度资源,能为电网调度提供可观的调度潜力,合理调度 BSS 电池进行充放电可以减小其对系统的影响^[4]。但是, EV 用户换电需求具有随机性^[5-6],预测其换电需求,并建立准确的 BSS 负荷预测模型是 BSS 参与电网调控的重要工作。

目前,针对 EV 用户换电需求预测方法,已有学者开展了一些研究。文献[7]将换电储备阈值作为影响 EV 换电需求规律的因素,为 BSS 电池储备决策、分析负荷对电网的影响等提供了参考,但未考虑出行链因素。基于文献[7],文献[8]通过调查传统燃油车的出行链数据计算特征参数,以此预测 EV 用户的出行特征参数,进而构建需求预测模型,但燃油车的数据难以与 EV 数据高度贴合导致该研究结论具有局限性。文献[9]借鉴文献[8]的思路将 EV 用户依据使用习惯、属性和特征进行聚类,进一步建立基于出行链模拟的预测模型,不过文献[9]分析换电需求时未考虑路网影响。文献[10]在文献[8-9]的基础上,从路网与选站决策的角度对换电需求进行分析,对多信息互联下的 EV 行驶路径、运营状态等进行模拟,计算得到 EV 用户在各时段的换电需求。上述文献考虑了交通、电力、信息通信系统对规律性换电需求的影响,但是上述文献均是基于大量数据开展研究的,对于小样本或缺乏数据的场合难以达到较好的预测效果。而适用于小数量的泊松分布已被广泛应用于排队问题^[11],通过少量数据即可获得 BSS 的换电需求。

在 BSS 负荷预测方面,文献[12]在满足换电需求的约束下,建立了以充电费用最低及日负荷曲线波动最小为目标的优化模型,但该模型在研究 EV 随机性时,未考虑换电需求的不确定性。文献[13]在文献[12]的基础上考虑了换电需求不确定性,采用蒙特卡洛模拟法计算换电站的可控容量,但蒙特卡洛算法运行速度较慢,且无法建立面向控制的模型。文献[4]针对文献[13]的问题建立了电池组的状态矩阵,对其进行分群,运用递推的思想计算电池组的负荷,该方法提升了运算速度,但是该研究对于电池组状态分群做出了过多的假设,且计算过程过于繁琐。文献[14]依据电池荷电状态(state of charge, SOC)对 EV 集群进行了人为分区,以实现可控容量预测,但是人为分区的主观性较强,由此影响了预测精度。文献[15-20]从经济优化调度的角度建立模型,但无法直接应用于调频、调峰控制。基于马尔可夫链的建模方法能够建立面向控制的模型,还能较为精确地描述系统结构随时间的变化

情况^[21],该方法已被应用于温控负荷及 EV 的聚合建模,如文献[22-25]计及温控负荷的异质性,将温度变化范围离散化,建立马尔可夫链模型,文献[26-29]构建了基于马尔可夫链的 EV 充放电负荷聚合建模方法。但是当前基于马尔可夫链的聚合建模方法大都以 SOC 的人为分区为前提,使得构建的聚合模型准确性不高。

此外,在进行 BSS 负荷预测建模前,若能根据 SOC、电池容量等参数对电池进行预先分类,将有利于提升预测模型的准确性。模糊 C 均值算法(fuzzy-C-means, FCM)具有良好分配处理簇与簇之间边界点的能力,已被应用于 EV 充电类型分类等领域。文献[30]利用 FCM 算法对 EV 的充电类型以及该类型所对应的充电功率进行划分,将进入充电状态的 EV 分为 7 种类型,并根据各充电类型分配相应的充电功率,完成日负荷建模。为此,本文拟先采用 FCM 算法根据 SOC 对 BSS 中的电池组进行聚类,以便于建立高精度模型。

基于上述分析,本文对 BSS 负荷预测展开研究,以电动出租车为研究对象,提出基于泊松分布的 EV 换电需求预测方法,得到各时刻 EV 换电需求数量;在此基础上,利用自适应 FCM 依据 SOC 对 BSS 中电池集群进行自适应分区,方便定义 BSS 各电池的运行状态,并且降低状态空间的维数,避免人为分区的主观性;在分区后,针对 BSS 的充放电周期与 EV 充放电过程类似的特点,进一步利用马尔可夫链建立状态转移矩阵,并最终构建基于模糊聚类-马尔可夫链的 BSS 负荷预测模型。算例仿真表明,泊松分布准确预测了 EV 需求数量,相较于蒙特卡洛模拟法,本文建立的模型能更准确地预测 BSS 电池的充放电功率。

1 EV 换电需求预测

泊松分布是统计与概率学中常见的离散机率分布,已被广泛应用于排队问题^[31]。由于 EV 到达 BSS 换电与排队问题非常相似,故可合理假设 EV 到达 BSS 属于泊松过程。

将每个 EV 到达 BSS 的时间看作一个独立事件。第一辆 EV 到达 BSS 的时间被看作为第一个事件,记为 t_1 ,以此类推,第 N 辆 EV 到达 BSS 的时间被看作为第 N 个事件,记为 t_N 。当 $N > 1$ 时,第 $N-1$ 辆和第 N 辆 EV 的到达时间间隔可表示为 h_N 。则 t_N 可以表示为:

$$t_N = t_1 + t_2 + \cdots + h_N, (N = 2, 3, \cdots) \quad (1)$$

由于每个 EV 到达 BSS 的时间是一个独立变量,

时间间隔也是一个独立的随机变量。记 Y_t 为 t 时刻为止到达 BSS 进行换电服务的 EV 数量,遵循参数为 λ 的泊松分布,即:

$$p(Y_t = K) = \frac{(\lambda t)^K}{K!} e^{-\lambda t}, K = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

式中: λ 表示单位时间内 EV 到达 BSS 的次数。

$$R(t) = [r_1, r_2, r_3, \dots, r_N] \quad (3)$$

式中: r_ω 是在 ω 时段进入 BSS 的 EV 数量; $R(t)$ 是总换电期间的电动汽车数量。

$$\lambda = \frac{R(t)}{\omega} \quad (4)$$

$$\omega = \frac{L_d}{L_{\text{step}}} \quad (5)$$

式中: ω 为根据实际情况划分的换电时区数量; L_d 是总换电时区的长度; L_{step} 是换电时区的单位长度。

相比文献[8-10],本文所提预测方法只需 BSS 运营时段进行换电数量的总数,无需路网、通信系统等数据。由式(2)可预测 t 时刻进行换电的 EV 数量。BSS 换电过程中电池总量保持不变,每个换电时区储备的可供更换电池数需要大于换电需求电池数。

$$O(t) > N_{\text{ev}}^{\text{in}}(t) \quad (6)$$

式中: $O(t)$ 表示 t 时刻可供更换电池数量; $N_{\text{ev}}^{\text{in}}(t)$ 表示 t 时刻换电需求电池数。

2 电池集群模糊聚类

2.1 FCM 工作原理

给定数据集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 表示 BSS 电池的 SOC, FCM 就是将数据集 S 划分为 C 个模糊集 $A_i (i = 1, 2, \dots, C)$ 且 $2 \leq C \leq n$, 即利用电池 SOC 大小作模糊聚类。 C 个模糊集的中心集合表示为 $v = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。FCM 的目标函数如下:

$$\min G(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (7)$$

式中: u_{ij} 表示第 j 个数据点属于模糊集 A_i 的隶属度; d_{ij} 表示数据点与模糊集中心之间的欧氏距离; m 是模糊加权数。

FCM 算法就是找到使目标函数最小的每组模糊集中心^[32]。通过不断优化迭代建立隶属度矩阵和模糊集中心矩阵,根据矩阵中每个数据点中的最大隶属度值 u_{ij} ,将数据唯一划分到模糊集 A_i 中,完成 BSS 电池的划分。

2.2 电池集群自适应 FCM

若采用 FCM 算法对 BSS 电池进行聚类,需要预先确定 C 的数目,对于 C 的选取存在人为主观性。本文借助自适应 FCM,通过给定 C 的自适应函数有

效避免此问题。

聚类的目的就是数据分类,并使模糊集间的距离尽可能大,而模糊集内的数据点距离尽可能小,基于该思想,给出 C 的自适应函数。

首先,确定总体数据的中心:

$$\bar{s} = \frac{\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m s_j}{n} \quad (8)$$

然后,设计 C 的自适应函数:

$$L(C) = \frac{\sum_{i=1}^C \left(\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \right) \|v_i - \bar{s}\|^2 / (C-1)}{\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|s_j - v_i\|^2 / (n-C)} \quad (9)$$

式中: s_j 表示数据点; v_i 表示模糊集中心; 函数 $L(C)$ 的分子表示模糊集之间的距离,分母则表示模糊集内的数据点与该模糊集中心之间的距离。故 $L(C)$ 的结果越大,表明分类越合理,即对应 $L(C)$ 值最大的 C 为最佳值。算法实现流程见图 1。

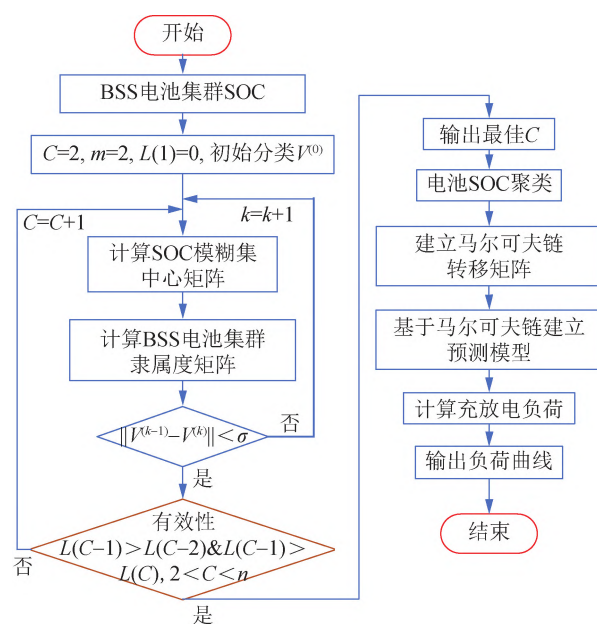


图 1 算法实现流程图

Fig. 1 Algorithm implementation flow chart

利用自适应 FCM 算法对电池集群进行聚类避免了在选择聚类数时存在的主观性,提高了实用性。

3 BSS 负荷预测建模

BSS 中的电池具有充电、放电和等待三种状态,等待状态下的电池无充放电功率,充电过程和放电过程具有互逆性,建模方法类似。为此,以充电过程为例详细分析 BSS 电池在充电状态下的建模过程。

3.1 充电过程的马尔可夫性描述

当一个随机过程在给定现在状态及所有过去状

态情况下,其未来状态的条件概率分布仅依赖于当前状态,也就是说,系统的下一个状态只与当前状态信息有关,与更早之前的状态无关,那么这个随机过程具有马尔可夫性^[33-34]。设 $\{X_t, t \geq 1\}$ 为一个随机过程,则可表述为:

$$P(X_t | X_0, X_1, \dots, X_{t-1}) = P(X_t | X_{t-1}) \quad (10)$$

具有马尔可夫性的随机序列 $X = \{X_0, X_1, \dots, X_t, \dots\}$ 称为马尔科夫链,或马尔可夫过程。条件概率分布 $P(X_t | X_{t-1})$ 称为马尔可夫链的转移概率分布,转移概率分布决定了马尔可夫链的特性。

对于单个电池,其充电模式下的 SOC 可表示为:

$$S(t+1) = S(t) + \frac{P^c \eta^c \Delta t}{B_s} \quad (11)$$

式中: $S(t+1)$ 和 $S(t)$ 分别表示 $t+1$ 时刻和 t 时刻的 SOC; P^c 表示充电功率; η^c 表示充电效率; B_s 为电池实际容量; Δt 为时间间隔。

根据式(11),电池 SOC 可以被认为是一个离散的随机过程,满足以下特性: $S(t+1)$ 的概率分布与电池的历史状态无关,只取决于电池在 t 时刻的状态,即符合马尔可夫链。

3.2 状态转移矩阵的确定

马尔可夫链确定了在不同状态之间的一系列转换中,两个或多个保持相同状态的状态之间改变 SOC 的概率。这种状态的变化可以发生在连续的两个状态之间,也可以不发生,而模糊化只决定如何定义状态。

通过自适应 FCM 算法可以得到数据点对应的隶属度矩阵,如式(12)所示,依据隶属度矩阵进行数据点划分。

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{c1} & u_{c2} & \cdots & u_{cn} \end{bmatrix} \quad (12)$$

根据隶属度最大原则,将 SOC 序列中的数据点唯一划分至 C 个模糊集 $A_i (i=1, 2, \dots, C)$ 中。若 t 时刻 A_1 模糊集中包含 n_1 个数据点,假设 $t+1$ 时刻有 n_2 、 n_3 、 n_4 个数据点分别转移至 A_2 、 A_3 、 A_4 , 并满足 $n_1 = n_2 + n_3 + n_4$, 那么,从 A_1 转移到 A_2 的概率可表示为 $P_{1,2} = n_2/n_1$ 。同理可得, $P_{1,3} = n_3/n_1$; $P_{1,4} = n_4/n_1$ 。图2给出了从 A_1 转换到其他状态的马尔可夫链逻辑状态转移示意图。

其他模糊集中数据点的转移同图2情况类似,故可以得到整个系统的状态转移矩阵。若从 A_i 模糊集到所有其他模糊集的转换总数用 T_i 表示,从 A_i 模糊

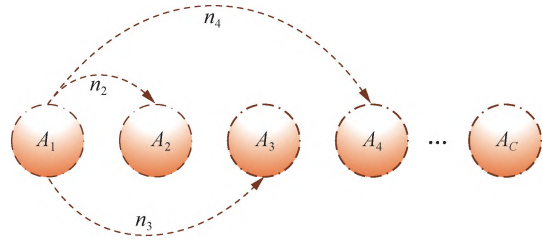


图2 状态转移图

Fig. 2 State transfer diagram

集到 A_k 模糊集的单个状态转换用 $T_{ik} (i, k=1, 2, \dots, C)$ 表示,则马尔可夫链转换概率矩阵可以写为:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \cdots & P_{1C} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \cdots & P_{2C} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{C1} & P_{C2} & P_{C3} & \cdots & P_{CC} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$P_{ik} = \frac{T_{ik}}{T_i} (i, k=1, 2, \dots, C) \quad (14)$$

3.3 BSS 充电负荷预测模型

由于本文所建模型面向调峰、调频控制,其时间步长很小,所以假设一个时间步长内处于 A_i 的负荷只发生两种转移情况:保持原状态或者转入相邻状态。图3给出了 SOC 各模糊集的充电负荷动态转移示意图,阴影部分表示该模糊集的负荷量。每个模糊集的负荷净变化量为流入和流出该模糊集的负荷量差值,负荷净变化量不仅与相邻模糊集互动引起的负荷变化量相关,还与换电需求引起的负荷变化量有关。

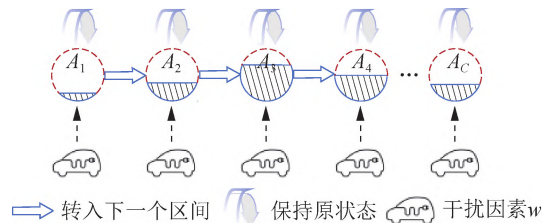


图3 动态转移过程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of dynamic transfer process

不同状态下负荷量动态变化过程可由下式表示:

$$\begin{cases} x^{\text{ch}}(t+1, A_1) = \\ x^{\text{ch}}(t, A_1) + \Delta x^{\text{ch}}(t, A_1) + w^{\text{ch}}(t, A_1), i=1 \\ \Delta x^{\text{ch}}(t, A_1) = -P_{A_1, A_2} \cdot x^{\text{ch}}(t, A_1) \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} x^{\text{ch}}(t+1, A_i) = \\ x^{\text{ch}}(t, A_i) + \Delta x^{\text{ch}}(t, A_i) + \Delta x^{\text{ch}}(t, A_{i-1}) + w^{\text{ch}}(t, A_i), 1 < i \leq C \\ \Delta x^{\text{ch}}(t, A_i) = -P_{i, i+1} \cdot x^{\text{ch}}(t, A_i) \\ \Delta x^{\text{ch}}(t, A_{i-1}) = P_{i-1, i} \cdot x^{\text{ch}}(t, A_{i-1}) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $x^{\text{ch}}(t, A_i)$ 表示 t 时刻 A_i 模糊集内电池数量; $x^{\text{ch}}(t+1, A_i)$ 表示 $t+1$ 时刻 A_i 模糊集内电池数量; $\Delta x^{\text{ch}}(t, A_i)$ 为 t 时刻从 A_i 转出的电池数量; $\Delta x^{\text{ch}}(t, A_{i-1})$ 为 t 时刻从 A_{i-1} 转入 A_i 的电池数量; $P_{i,k}$ 为转移概率; $w^{\text{ch}}(t, A_i)$ 表示换电需求量。

整理式 (15) 和式 (16), 可得:

$$\begin{cases} x^{\text{ch}}(t+1, A_i) = \alpha_{ii} x^{\text{ch}}(t, A_i) + \alpha_{i,i-1} x^{\text{ch}}(t, A_{i-1}) + w^{\text{ch}}(t, A_i) \\ \alpha_{i,i-1} = P_{i-1,i} \\ \alpha_{ii} = 1 - P_{i,i+1} \\ \alpha_{1,0} = 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中: α_{ik} 表示动态转移矩阵的元素。进一步整理式 (17), 可以得到线性状态空间表达的电池集群充电负荷预测模型:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{\text{ch}}(t+1) = \mathbf{A}^{\text{ch}} \mathbf{x}^{\text{ch}}(t) + \mathbf{w}^{\text{ch}}(t) \\ \mathbf{y}^{\text{ch}}(t) = P_{\max}^{\text{ch}} \mathbf{C}^{\text{ch}} \mathbf{x}^{\text{ch}}(t) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{x}^{\text{ch}}(t) = [x^{\text{ch}}(t, A_1), x^{\text{ch}}(t, A_2), \dots, x^{\text{ch}}(t, A_C)]^T$; $\mathbf{w}^{\text{ch}}(t)$ 与 $\mathbf{x}^{\text{ch}}(t)$ 结构一致, 也为 C 维列向量; $\mathbf{y}^{\text{ch}}(t)$ 为 t 时刻电池集群的输出功率; $\mathbf{C}^{\text{ch}}$ 表示输出矩阵; $\mathbf{C}$ 维单位行向量; $\mathbf{A}^{\text{ch}}$ 表示状态矩阵。

$$\mathbf{A}^{\text{ch}} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & & & & \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & & & \\ & \ddots & \ddots & & \\ & & \alpha_{i,i-1} & \alpha_{i,i} & \\ & & & \ddots & \ddots \\ & & & & \alpha_{C-1,C} & \alpha_{C,C} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$w^{\text{ch}}(t, A_i) = N_{\text{ev}}^{\text{in}}(t, A_i) - N_{\text{B}}^{\text{out}}(t, A_C) \quad (20)$$

式中: $N_{\text{ev}}^{\text{in}}(t, A_i)$ 表示 t 时刻 EV 更换的旧电池进入 A_i 模糊集的数量; $N_{\text{B}}^{\text{out}}(t, A_C)$ 表示 t 时刻 EV 获得的新电池流出 A_C 模糊集的数量。

3.4 等待与放电负荷预测模型

如果不考虑电池自放电, 则等待状态的 EV 没有充放电功率, 预测模型可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{\text{id}}(t+1) = \mathbf{A}^{\text{id}} \mathbf{x}^{\text{id}}(t) + \mathbf{w}^{\text{id}}(t) \\ \mathbf{y}^{\text{id}}(t) = 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中: 上标 id 表示等待状态; $\mathbf{x}^{\text{id}}(t) = [x^{\text{id}}(t, A_1), x^{\text{id}}(t, A_2), \dots, x^{\text{id}}(t, A_C)]^T$; $\mathbf{w}^{\text{id}}(t)$ 与 $\mathbf{x}^{\text{id}}(t)$ 结构一致, 也为 C 维列向量; $\mathbf{y}^{\text{id}}(t)$ 为 t 时刻闲置过程预测模型的输出功率; $\mathbf{A}^{\text{id}}$ 表示闲置过程的状态矩阵。

放电过程模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{\text{dis}}(t+1) = \mathbf{A}^{\text{dis}} \mathbf{x}^{\text{dis}}(t) + \mathbf{w}^{\text{dis}}(t) \\ \mathbf{y}^{\text{dis}}(t) = P_{\max}^{\text{dis}} \mathbf{C}^{\text{dis}} \mathbf{x}^{\text{dis}}(t) \end{cases} \quad (22)$$

式中: 上标 dis 表示放电状态; $\mathbf{x}^{\text{dis}}(t) = [x^{\text{dis}}(t, A_1), x^{\text{dis}}(t, A_2), \dots, x^{\text{dis}}(t, A_C)]^T$; $\mathbf{w}^{\text{dis}}(t)$ 与 $\mathbf{x}^{\text{dis}}(t)$ 结构一致, 也为 C 维列向量; $P_{\max}^{\text{dis}}$ 表示最大放电功率; $\mathbf{y}^{\text{dis}}(t)$ 为 t 时刻放电过程预测模型的输出功率; $\mathbf{A}^{\text{dis}}$ 表示放电过程的状态矩阵; $\mathbf{C}^{\text{dis}}$ 表示输出矩阵。

$$\mathbf{C}^{\text{dis}} = [\underbrace{-1, -1, \dots, -1}_N] \quad (23)$$

$$\mathbf{A}^{\text{dis}} = \begin{bmatrix} \alpha_{11}^{\text{dis}} & \alpha_{12}^{\text{dis}} & & & \\ & \alpha_{22}^{\text{dis}} & \alpha_{23}^{\text{dis}} & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \alpha_{ij}^{\text{dis}} & \alpha_{i(i+1)}^{\text{dis}} \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \alpha_{C-1,C}^{\text{dis}} & \alpha_{C,C}^{\text{dis}} \end{bmatrix} \quad (24)$$

α_{ij}^{dis} 推导过程与充电类似。但需要注意放电过程 SOC 的单体建模为:

$$S(t+1) = S(t) + \frac{P^{\text{dis}} \Delta t}{\eta^{\text{dis}} B_s} \quad (25)$$

式中: P^{dis} 表示放电功率; η^{dis} 表示放电效率; B_s 为电池实际容量。

4 算例仿真

4.1 参数设置

以某区域内 600 辆电动出租车为例进行仿真验证, BSS 为 600 辆出租车提供换电服务。考虑 BSS 24 h 的运营状况, 将一天分为 96 个时段, 15 min 为一个时段。BSS 电池参数设置如表 1 所示。设 BSS 共有 200 组电池, 运营的初始时刻为 00:00, 一天中初始时刻有 100 组电池处于可更换状态, 其余电池电量在 20%~80% 间随机分布, 电池的充放电行为可近似看作相同^[35]。

表 1 参数设置
Table 1 Parameter setting

参数	数值
电池容量/kWh	60
计划充放电功率/kW	7
充放电效率	0.94

在 Matlab 软件中建立自适应 FCM 聚类模型, 将初始时刻电池 SOC 数据输入至所建模型, 将数据进行聚类, 聚类结果如图 4 所示。可见, 聚类数为 5, 按电池容量从小至大可解释为电池容量很少、电池容量少、电池容量正常、电池容量多、电池容量很多; 模糊加权数为 2; 阈值为 1×10^{-6} 。FCM 的聚类结果如图 5 所示, 可见, 由于人为确定聚类数 C 的主观性, 20% 至 70% 的数据点间隙较大。

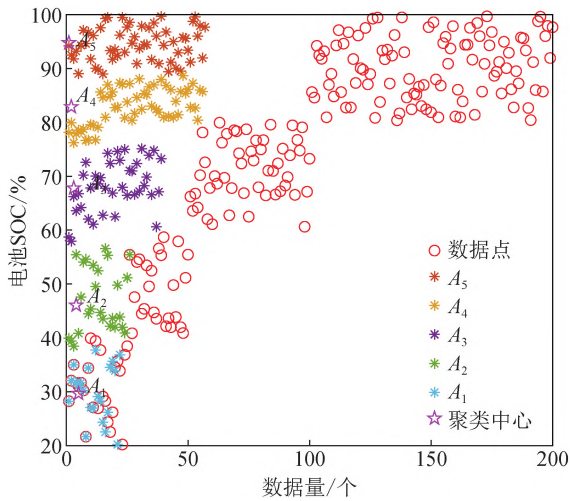


图4 自适应FCM聚类图

Fig. 4 Adaptive FCM clustering map

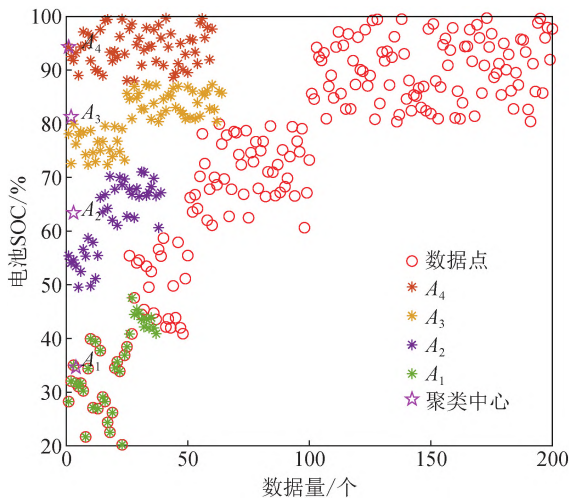


图5 FCM聚类图

Fig. 5 FCM clustering map

4.2 用户换电需求分析

假设EV用户在电量小于20%时会发生换电行为。此时,更换后的电池进入BSS充电,BSS换出电量大于80%的电池到EV。通过泊松分布预测各时段换电需求车辆,并与基于出行链预测方法及长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络预测方法进行了对比,结果如图6所示。可知00:00—06:00时段车辆较为稀少;07:00—09:00时段为上班早高峰,换电数量明显增多;10:00—17:00换电数量趋于平缓;18:00—20:00为下班高峰期,换电数量相较早高峰有显著提升;21:00—23:00换电数量明显减少,且与基于出行链预测及LSTM网络预测结果趋势保持一致。

4.3 预测模型结果及对比分析

基于模糊聚类-马尔可夫链的预测模型获取BSS各时段充电功率与放电功率如图7和图8所示。

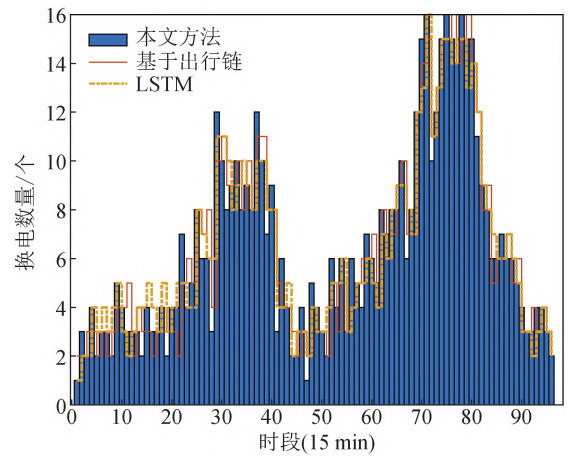


图6 换电车辆预测数量比较

Fig. 6 Comparison of prediction number of switching vehicles

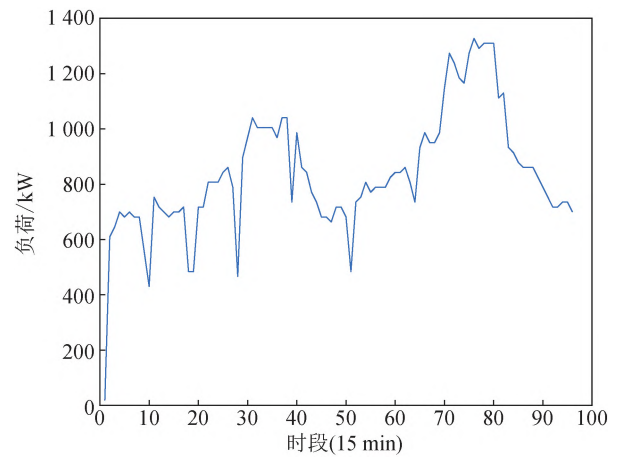


图7 聚合模型获取的BSS充电负荷

Fig. 7 Charge load of BSS obtained by aggregation model

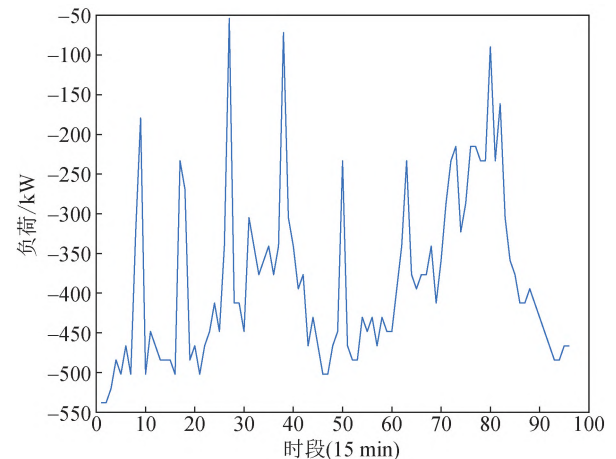


图8 聚合模型获取的BSS放电负荷

Fig. 8 Discharge load of BSS obtained by aggregation model

由图7可知,BSS在00:00—06:00时段充电功率为500~800 kW;07:00—09:00早高峰期间充电功率达1000 kW;10:00—17:00充电功率为500~

1 000 kW; 18: 00—20: 00 充电功率为 1 200~1 400 kW; 在 19: 00 左右达到峰值 1 352 kW; 21: 00—23: 00 充电功率急剧下降。由图 8 可知 ,BSS 在 00: 00—06: 00 放电功率为 200~500 kW; 初始时刻为峰值; 07: 00—09: 00 早高峰期间因换电数量增加故放电功率减少; 10: 00—17: 00 放电功率为 200~500 kW; 18: 00—20: 00 放电功率急剧减少; 21: 00—23: 00 放电功率逐渐增加至峰值。BSS 放电功率在初始时刻达到峰值 ,而在换电高峰期放电功率则较小。

为分析所建电池负荷聚合模型的准确性 ,将其与蒙特卡洛模拟的聚合功率进行仿真对比。仿真参数设置与 4. 1 节相同 ,蒙特卡洛模拟电池起始荷电状态符合正态分布。两种方法的对比仿真结果如图 9 至 11 所示。可知 ,在早晚高峰期间蒙特卡洛模拟所求充电功率波动较大 ,其余时间段功率波动也较频繁。比较了不同电池组规模下两种方法的 BSS 总负荷预测结果 ,如图 12 所示。在 300 组及 500 组电池规模下 ,蒙特卡洛模拟在 00: 00—04: 00 以及晚高峰期间波动较大。

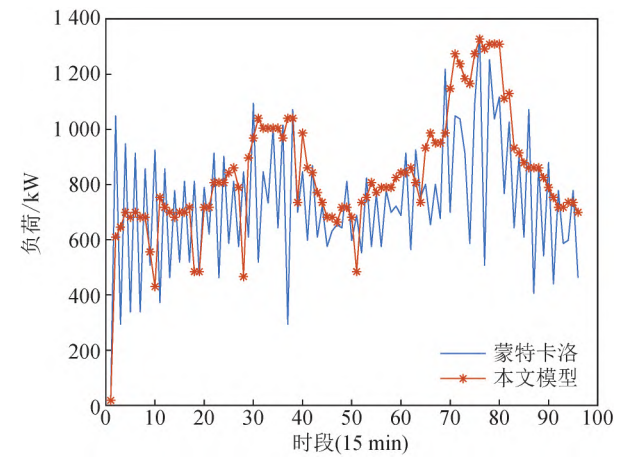


图 9 充电负荷比较
Fig. 9 Charging load comparison

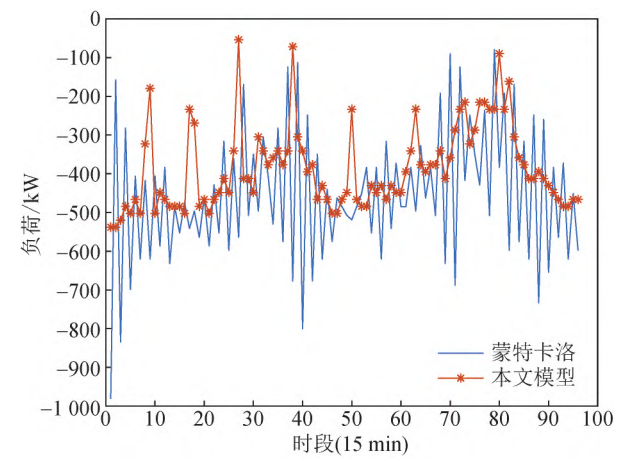


图 10 放电负荷比较
Fig. 10 Discharge load comparison

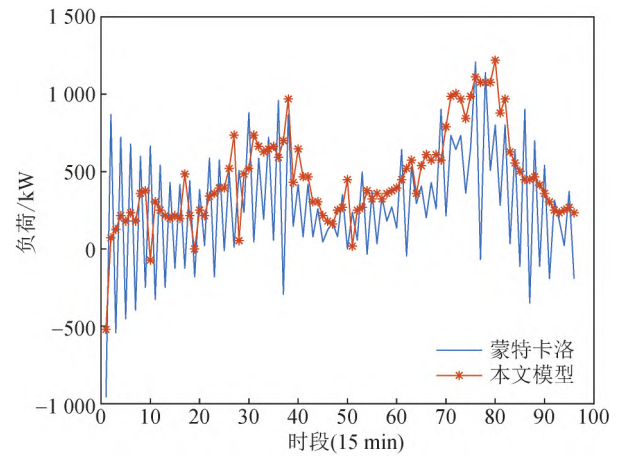


图 11 一天中 BSS 总负荷比较
Fig. 11 Comparison of the total load of the switching stations during the day

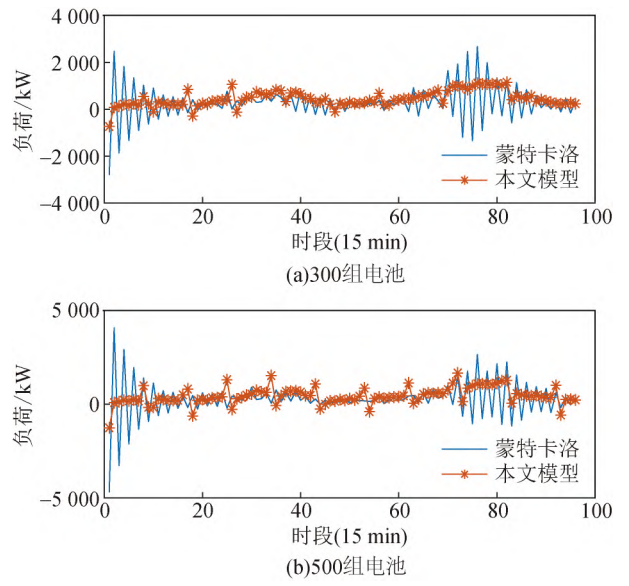


图 12 不同规模电池组总负荷比较
Fig. 12 Comparison of battery pack loads of different sizes

可见 ,在整个仿真时间内 ,基于模糊聚类-马尔可夫链的 BSS 负荷预测模型与蒙特卡洛模拟法得到的聚合功率趋势保持了一致且减少了预测波动 ,两种方法下 BSS 充电负荷、放电负荷、总负荷的标准差见表 2。本文模型相比蒙特卡洛预测结果的标准差分别降低了 27. 4%、37. 7%、24. 6%。说明本文构建的预测模型能够更加准确地描述 BSS 电池的充放电负荷动态变化过程。

表 2 标准差比较
Table 2 Standard deviation comparison

方法	标准差/kW		
	充电负荷	放电负荷	总负荷
本文模型	168. 7	107. 2	297. 6
蒙特卡洛	232. 4	172. 3	395. 0

5 结 论

本文在利用泊松分布预测各时刻电动汽车换电需求数量的基础上,进一步提出了基于模糊聚类-马尔可夫链的电动汽车换电站负荷预测方法,获取了充放电状态下换电站电池负荷功率。主要结论如下:

1) 设计了泊松分布预测各时刻的换电需求数量,并对可供更换电池的数量进行了约束,预测结果与基于出行链及 LSTM 网络预测结果趋势保持一致,误差低于 3%。

2) 利用自适应模糊 C 均值聚类算法依据荷电状态对换电站中电池集群进行自适应分区,在分区基础上利用马尔可夫链建立预测模型。仿真结果表明,所建模型降低了计算难度,准确度较高,且负荷波动低于蒙特卡洛方法。

本文所建模型未考虑换电站中的电池寿命损耗问题,后续可针对此方面加以改进完善。

6 参考文献

- [1] YANG J, WANG W Q, MA K, et al. Optimization and self-adaptive dispatching strategy for multiple shared battery stations of electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(2): 1363-1374.
- [2] 胡博,张鹏飞,黄恩泽,等.基于图 WaveNet 的电动汽车充电负荷预测[J].电力系统自动化,2022,46(16): 207-213.
HU Bo, ZHANG Pengfei, HUANG Enze, et al. Graph WaveNet based charging load forecasting of electric vehicle [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(16): 207-213.
- [3] 张元星,刁晓虹,李涛永,等.全球车联网互动标准进展研究及相关建议[J].电力信息与通信技术,2023,21(2): 13-24.
ZHANG Yuanxing, DIAO Xiaohong, LI Taoyong, et al. Research on the progress of global vehicle-network interaction standards and related suggestions [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(2): 13-24.
- [4] 刘洪,连恒辉,葛少云,等.电动汽车换电站时序响应能力模型与充电计划制订策略[J].电力系统自动化,2017,41(8): 91-97.
LIU Hong, LIAN Henghui, GE Shaoyun, et al. Timing response capability model of electric vehicle battery swapping station and strategy formulation of charging plan [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(8): 91-97.
- [5] HE C K, ZHU J Z, LAN J, et al. Optimal planning of electric vehicle battery centralized charging station based on EV load forecasting [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(5): 6557-6575.
- [6] 李龙,贺瀚青,张钰声,等.配电网接纳电动汽车充电负荷能力的评估方法[J].电网与清洁能源,2022,38(11): 107-116.
LI Long, HE Hanqing, ZHANG Yusheng, et al. Evaluation of electric vehicle charging load capacity of distribution networks [J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(11): 107-116.
- [7] 于强强,韩学山,郝广涛,等.考虑储备阈值的电动汽车换电需求分析[J].电力系统自动化,2014,38(10): 49-54.
YU Qiangqiang, HAN Xueshan, HAO Guangtao, et al. Battery swapping demand analysis considering reserve threshold [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(10): 49-54.
- [8] 罗江鹏,张玮,王国林,等.基于出行链数据的电动汽车充电需求预测模型[J].重庆理工大学学报(自然科学),2020,34(6): 1-8.
LUO Jiangpeng, ZHANG Wei, WANG Guolin, et al. An electric vehicle charging demand forecast model based on trip chain data [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2020, 34(6): 1-8.
- [9] ZHANG J, WANG Z P, MILLER E J, et al. Charging demand prediction in Beijing based on real-world electric vehicle data [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 57: 106294.
- [10] 傅质馨,朱韦翰,朱俊澎,等.“车-电-路-站”互联下电动出租车换电需求预测及换电站充电优化策略[J].电力自动化设备,2022,42(10): 116-124.
FU Zhixin, ZHU Weihang, ZHU Junpeng, et al. Demand forecast of electric taxi's power exchange and charging optimization strategy of power exchange station under the interconnection of "vehicle-electricity-road-station" [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(10): 116-124.
- [11] DING R, LIU Z Z, LI X L, et al. Joint charging scheduling of electric vehicles with battery to grid technology in battery swapping station [J]. Energy Reports, 2022, 8: 872-882.
- [12] 罗卓伟,胡泽春,宋永华,等.换电模式下电动汽车电池充电负荷建模与有序充电研究[J].中国电机工程学报,2012,32(31): 1-10, 212.
LUO Zhuowei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Study on charging load modeling and coordinated charging of electric vehicles under battery swapping modes [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 1-10, 212.
- [13] 谢平平,李银红,石东源.计及电动汽车换电站储能的负荷频率控制[J].电工技术学报,2016,31(12): 193-203, 210.
XIE Pingping, LI Yinhong, SHI Dongyuan. Research on load frequency control considering energy storage in electric vehicle battery swapping stations [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(12): 193-203, 210.
- [14] 董锴,蔡新雷,崔艳林,等.基于马尔科夫链的电动汽车聚合建模及多模式调频控制策略[J].电网技术,2022,46(2): 622-634.
DONG Kai, CAI Xinlei, CUI Yanlin, et al. Aggregation modeling based on Markov chain and multi-mode control strategies of aggregated electric vehicles for frequency regulation [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 622-634.
- [15] ZHANG F, YAO S J, ZENG X K, et al. Operation strategy for electric vehicle battery swap station cluster participating in frequency regulation service [J]. Processes, 2021, 9(9): 1513.
- [16] WANG B, ZHAO D B, DEGHANIAN P, et al. Aggregated electric vehicle load modeling in large-scale electric power systems [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5796-5810.
- [17] ŠEPETANC K, PANDŽIĆ H. A cluster-based operation model of aggregated battery swapping stations [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 249-260.
- [18] 刘敦楠,王玲湘,汪伟业,等.基于深度强化学习的大规模电动汽车充换电负荷优化调度[J].电力系统自动化,2022,46(4): 36-46.
LIU Dunnan, WANG Lingxiang, WANG Weiye, et al. Optimal

- scheduling of electric vehicle load for large-scale battery charging and swapping based on deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(4): 36-46.
- [19] ERENOĞLU A K, SANCAR S, TERZİ S, et al. Resiliency-driven multi-step critical load restoration strategy integrating on-call electric vehicle fleet management services[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(4): 3118-3132.
- [20] DABBAGHJAMANESH M, MOEINI A, KAVOUSHI-FARD A. Reinforcement learning-based load forecasting of electric vehicle charging station using Q-learning technique[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(6): 4229-4237.
- [21] 潘胤吉, 邱晓燕, 吴甲武, 等. 基于马尔可夫决策过程的电动汽车充电行为分析[J]. 电力建设, 2018, 39(7): 129-137.
- PAN Yinji, QIU Xiaoyan, WU Jiawu, et al. Analysis on charging behaviors of electric vehicles based on Markov decision processes[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(7): 129-137.
- [22] 贺强, 张轶, 刘旸, 等. 考虑用户舒适度的需求侧负荷转移策略[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(5): 43-51.
- HE Qiang, ZHANG Yi, LIU Yang, et al. Demand side load transfer strategy considering user comfort[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(5): 43-51.
- [23] 马辉, 张伟, 李永光, 等. 基于区块链的分散式小型温控负荷分布式协作方法[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(8): 115-121.
- MA Hui, ZHANG Wei, LI Yongguang, et al. A distributed collaborative method of small thermostatically controlled load based on block chain[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(8): 115-121.
- [24] 王樊云, 刘敏, 余登武, 等. 基于集群辨识的电力用户需求响应潜力评估[J]. 电力科学与工程, 2022, 38(3): 25-32.
- WANG Fanyun, LIU Min, YU Dengwu, et al. Evaluation of power user demand response potential based on cluster identification[J]. Electric Power Science and Engineering, 2022, 38(3): 25-32.
- [25] NIRI M F, BUI T M N, DINH T Q, et al. Remaining energy estimation for lithium-ion batteries via Gaussian mixture and Markov models for future load prediction[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 28: 101271.
- [26] ZHANG Q, CHEN X, LIAO S Y. Energy management control strategy for hybrid energy storage systems in electric vehicles[J]. International Journal of Electrochemical Science, 2022, 17(1): 220121.
- [27] KIANI S, SHESHYEKANI K, DAGDOUGUI H. An extended state space model for aggregation of large-scale EVs considering fast charging[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(1): 1238-1251.
- [28] LIN X Y, ZHANG G J, WEI S S. Velocity prediction using Markov Chain combined with driving pattern recognition and applied to dual-motor electric vehicle energy consumption evaluation[J]. Appl Soft Comput, 2021, 101: 106998.
- [29] ALJOHANI T M, EBRAHIM A, MOHAMMED O. Real-time metadata-driven routing optimization for electric vehicle energy consumption minimization using deep reinforcement learning and Markov chain model[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 192: 106962.
- [30] 张天培, 王成亮, 崔恒志, 等. 基于WNN与FCM的电动汽车动态充电负荷预测方法[J]. 电力工程技术, 2021, 40(1): 167-174.
- ZHANG Tianpei, WANG Chengliang, CUI Hengzhi, et al. Dynamic charging load prediction method of electric vehicle based on wavelet neural network and FCM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 167-174.
- [31] 胡珏, 韦钢, 袁洪涛, 等. 电动汽车充换储一体站的建模[J]. 电力建设, 2020, 41(6): 44-51.
- HU Jue, WEI Gang, YUAN Hongtao, et al. Modeling of EV charging-swapping-storage integrated station[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(6): 44-51.
- [32] LV Z H, QIAO L, CAI K, et al. Big data analysis technology for electric vehicle networks in smart cities[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(3): 1807-1816.
- [33] SHEN H R, WANG Z J, ZHOU X Y, et al. Electric vehicle velocity and energy consumption predictions using transformer and markov-chain Monte Carlo[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(3): 3836-3847.
- [34] DING T, ZENG Z Y, BAI J W, et al. Optimal electric vehicle charging strategy with Markov decision process and reinforcement learning technique[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5811-5823.
- [35] 刘灵恺, 雷霞, 李竹, 等. 电动汽车换电站可用电池组数动态调度策略[J]. 电工技术学报, 2017, 32(22): 242-250.
- LIU Lingkai, LEI Xia, LI Zhu, et al. Dynamic scheduling strategy for available battery number of electric vehicle in battery-swap station[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22): 242-250.

收稿日期: 2023-03-22

作者简介:

范明康(1996),男,硕士研究生,主要研究方向为主动配电网、车网互动等;

张怡(1983),女,博士,副教授,主要研究方向为分布式预测控制等;

康健(1974),女,博士,副教授,通信作者,主要研究方向为电力系统继电保护,E-mail:9955945@qq.com;

余洋(1982),男,博士,副教授,主要研究方向为柔性负荷建模与调度等。

(编辑 张小飞)