

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200369

基于自编码器的电动汽车充电负荷研究

盛锐, 唐忠, 史晨豪, 薛佳诚, 谢琳宇

(上海电力大学电气工程学院, 上海 200090)

摘要: 随着电动汽车的逐步推广, 研究电动汽车充电负荷特性, 既有利于充电站优化运行, 又有利于电力系统安全稳定运行。根据电动汽车充电负荷的时空性, 提出了一种基于自编码器的电动汽车充电负荷研究方法。基于NHTS数据集分析找出电动汽车充电负荷的时间分布规律。通过自编码器方法提取电动汽车出行里程和出行结束时间的特征。以此为基础计算出电动汽车到达不同目的地的概率, 从而建立电动汽车充电负荷的时空特性模型。计算了每辆电动汽车的最短等待时间, 统计负荷时考虑了时间误差, 提高了充电负荷计算的精确性。最后, 通过算例得到了地区内电动汽车的充电负荷, 验证了所提出研究方法的可行性和准确性。

关键词: 出行时间分布; 自编码器; 到达概率; 电动汽车充电负荷

Research on the charging load of an electric vehicle based on autoencoder

SHENG Rui, TANG Zhong, SHI Chenhao, XUE Jiacheng, XIE Linyu

(College of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: With the gradual promotion of electric vehicles, research on the charging load characteristics of electric vehicles is not only conducive to the optimal operation of the charging station, but also conducive to the safe and stable operation of the power system. According to the time and space characteristics of the electric vehicle charging load, this paper proposes a research method based on an autoencoder. Based on the analysis of the NHTS data set, the time distribution law of the electric vehicle charging load is determined. The characteristics of electric vehicle travel mileage and travel end time are extracted by an autoencoder method. On this basis, the probability of an electric vehicle reaching different destinations is calculated, and the time-space characteristic model of electric vehicle charging load is established. The shortest waiting time of each electric vehicle is calculated, and the time error is considered when calculating the load. This improves the accuracy of the calculation of charging load. Finally, the charging load of electric vehicles in the region is obtained by an example which verifies the feasibility and accuracy of the proposed research method.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61672337).

Key words: travel time distribution; autoencoder; arrival probability; EV charging load

0 引言

随着经济的发展, 人们越来越重视工业发展与环境的关系。在这种关系下, 电动汽车作为一种新的环境友好型出行交通工具进入交通路网^[1-2]。因此, 对电动汽车的研究应运而生。电动汽车在充电时, 可作为一种特殊的电力负荷。要研究电动汽车充电负荷, 就要全面地刻画电动汽车充电负荷特征。则当一个地区内的电动汽车具有一定规模时, 其充电负荷也会对配电网产生一定影响^[3], 因此, 探索

各种新的充电负荷模型是有必要的, 如“车-桩-网-人”^[4]。

对于电动汽车负荷特性的研究主要集中于建立有效的电动汽车充电负荷模型。对电动汽车负荷特性的研究主要集中在两个方面, 即时间和空间。当考虑时间分布特性的情况下, 需要通过从出行结束时间与行驶距离的分布中抽样来模拟单个电动汽车充电的场景。电动汽车充电负荷随时间分布主要与充电方式有关, 其中充电的方式主要包括以下两种, 一种是充电功率较大, 充电时间较短的快速充电方式, 也称为“快充”, 另一种是充电功率较小, 充电时间较长的慢速充电方式, 也称为“慢充”。由于电

电动汽车作为一种交通工具，其出行行为与空间关系较为紧密，因此要全面地研究电动汽车充电负荷，还需要建立电动汽车随空间分布的有效模型。并在此基础上与时间分布相结合来考虑电动汽车的时空分散特性。文献[5]主要从日行驶里程和日停放需求的角度考虑电动汽车时空分布。文献[6-7]分别用交通出行矩阵和出行链的方法模拟了电动汽车出行的目的地来建立空间分布模型。另一部分研究主要集中在模拟出行目的地后考虑了电动汽车行驶过程来动态描述电动汽车时空分布特性^[8-11]。

除了上述综合考虑时空分布的电动汽车充电负荷模型以外，将充电负荷用于规划或调度模型中，也是研究重点之一。文献[10]在峰谷分时电价的基础上构建了电动汽车充电负荷模型。文献[11]考虑充电站选址规划时，电动汽车充电电量由动态分布模型计算得到，充电负荷空间上则分布于配电网节点周围。文献[12-13]则考虑了不同种类电动汽车充电站的负荷对配电网的影响，提出了一种基于主动配电网的调度策略。文献[14]主要利用电动汽车响应的实时电价模型求解全局总成本最小的调度方案，并基于此提出了一种电动汽车充放电优化调度策略。文献[15]根据充电需求曲线构建充电负荷模型，并以该模型为基础同时考虑电压稳定性对电动汽车充电站进行了规划。文献[16]则将排队论应用于电动汽车充电负荷建模中，并探索了一种响应需求侧的智能负荷。文献[17]通过蒙特卡罗抽样的方法计算了充电负荷，以此为基础数据提出了一种车网互动的充电策略。文献[18]采用了一种多元代理人系统建立充电负荷模型，有效提高了充电负荷计算精度。文献[19]在建立充电负荷模型时从实际场景中取样，具有非常强的工程实践意义。文献[20]将电动汽车充换储一体站产生的充电负荷接入微电网中，并从经济性的角度优化了微电网的调度策略。综上，基于出行链方法的文献未考虑电动汽车出行里程与出行目的地之间的关系，基于各种粒子扩散模型的文献则未对出行目的地进行分类，其他类型的充电负荷计算方法均应用于各类优化规划模型中。

本文提出了一种基于自编码器的电动汽车充电负荷研究方法。首先根据城市功能区域的不同将电动汽车出行目的分为三种，并利用原始数据得到三种出行目的下的电动汽车随时间的分布规律。其次利用深度学习中的自编码器方法提取电动汽车出行里程与出行结束时间的特征，并根据该特征得到电动汽车到达不同目的地的概率，以此构建了电动汽车随空间分布的规律。在建立了电动汽车随时间和空间分布规律的基础上，本文提出了一种构建充电

负荷模型的方法，并计算了各个充电站内充电用户的等待时间，最后在考虑了各个时段时间误差的基础上得到了地区电动汽车充电负荷。通过算例验证了所使用方法的可行性和直观性。

1 电动汽车时间分布

电动汽车作为一种出行交通工具，其出行时间存在不确定性。本文考虑使用基于不同出行目的的时间分布来刻画电动汽车时间分布特征。

出行目的可分为九种，分别是上班、上学、公务、购物、文体体育、探亲访友、看病、归家和其他等。将这些出行目的归类为三种，分别是回家(home, HO)、商业事务(business, BU)和工作(work, WO)，则这三种出行目的对应的目的地分别为住宅区、商业区和工作区。在一个城市区域内，这三种区域都有可能存在充电行为。到达目的地的时间是随机的^[21]，则这三种出行目的的行程结束时间分布如式(1)一式(3)。

如图1所示，以归家为目的(HO)的出行结束时间 H 符合如下的不完全正态分布。

$$H \sim f(h) = \begin{cases} \frac{1}{std_h \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(h - mean_h)^2}{2std_h^2}\right], & (mean_h - 12) < h < 24 \\ \frac{1}{std_h \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(h + 24 - mean_h)^2}{2std_h^2}\right], & 0 < h < (mean_h - 12) \end{cases} \quad (1)$$

式中： $mean_h = 16.93$ ； $std_h = 3.37$ 。该出行时间集中于 16:00—19:00。

以商业事务为目的的出行结束时间分布如式(2)。

$$H_E \sim f(h) = (a_E/c_E) \left(\frac{h - b_E}{c_E}\right)^{a_E - 1} \exp\left[-\left(\frac{h - b_E}{c_E}\right)^{a_E}\right] \quad (2)$$

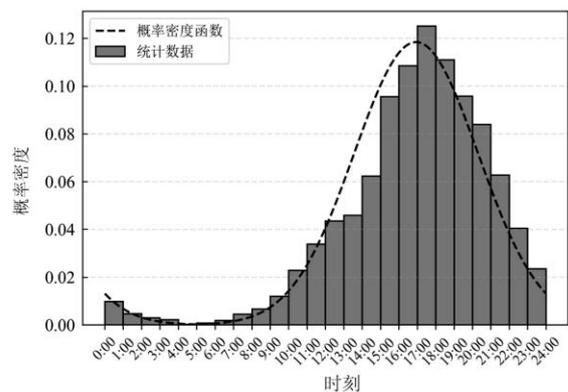


图1 以家为目的地的出行结束时间统计结果

Fig. 1 Statistical results of travel end time at home

式(2)是出行目的地商业(BU)的分布, 该分布为三参数威布尔分布, 其中, $a_E = 1.85$ 为形状参数, $c_E = 341$ 为尺度参数, $b_E = 414$ 为位置参数。

$$H_W \sim f(h) = (a_W/c_W) \left(\frac{h-b_W}{c_W} \right)^{a_W-1} \exp\left[-\left(\frac{h-b_W}{c_W}\right)^{a_W}\right] \quad (3)$$

式(3)是出行目的为工作(WO)的分布, 分布类型同式(2)。其中, $a_W = 3.10$, $b_W = 671$, $c_W = 420$ 。

2 电动汽车出行空间分布

根据上一节的出行目的, 可以将地区充电站所处的城市区域也分为三类, 即住宅区、商业区和工作区三种功能区域, 分别对应回家、商业事务和工作三种出行目的。为了详细刻画时空特征, 下文将挖掘出行里程和出行结束时间的特征关系。

NHTS 数据集提供了车辆出行行程长短的分布, 如图 2 所示。

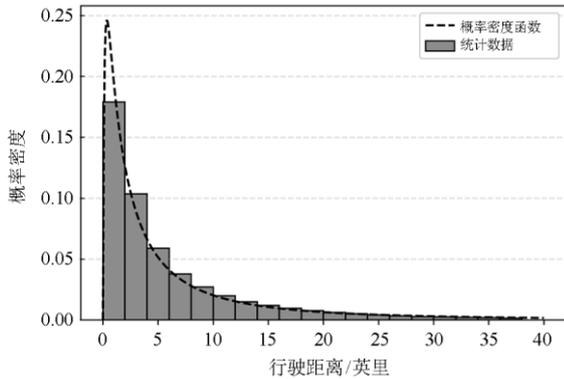


图 2 日行驶里程统计结果

Fig. 2 Daily mileage statistics

图 2 中, 日行驶里程 D 符合对数正态分布:

$$D \sim f(d) = \frac{1}{d \cdot std_d \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln d - mean_d)^2}{2std_d^2}\right] \quad (4)$$

式(4)中: $mean_d = 1.194$; $std_d = 1.491$ 。

图 3 为以回家为目的的行驶里程与行程结束时间的联合分布。

由图 3 可知, 出行结束时间与出行里程的联合分布存在一定的规律。本文使用自编码器的方法从不同出行目的的数据中提取出行里程与出行结束时间的关系。

2.1 自编码器

本文采用无监督学习中的自编码器方法, 无监督学习是在无标签的数据中提取特征的一种方法。

自编码器的功能是将输入的信息作为学习目标, 再对输入的信息进行表征学习, 即可以提取输

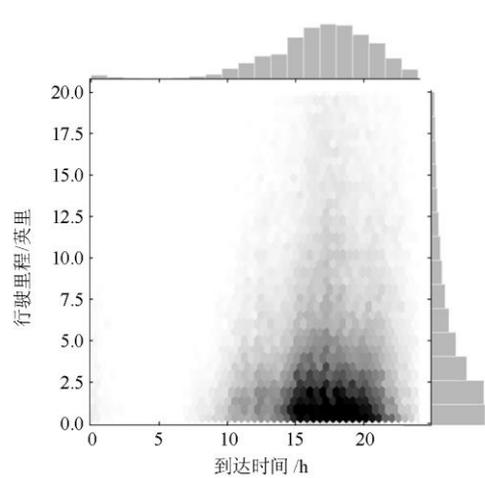


图 3 以家为目的的出行行为联合分布

Fig. 3 Joint distribution of travel behavior with home as destination

入变量的关系。自编码器的结构分为编码器(encoder)和解码器(decoder)。编码器部分由三层神经网络构成, 各层神经网络之间使用双曲正切函数 $\tanh(x)$ 作为激活函数, 每层的输入逐渐减小, 如由 8 维输入到 4 维输出, 再由 4 维输入到 2 维输出。解码器部分也由三层神经网络构成, 各层之间同样用 $\tanh(x)$ 作为激活函数, 最后出口处的激活函数使用 Logistic 函数 $\text{sigmoid}(x)$, 并且解码器每层的输入为逐渐增大, 其增大的方式正好与编码器对偶。本文中自编码器的编码器部分由 3 层神经网络构成, 其输入维度到输出维度分别 $2 \rightarrow 8$ 、 $8 \rightarrow 4$ 、 $4 \rightarrow 2$; 解码器的结构与编码器的结构呈现对偶关系, 本文中自编码器的整体结构如图 4 所示。

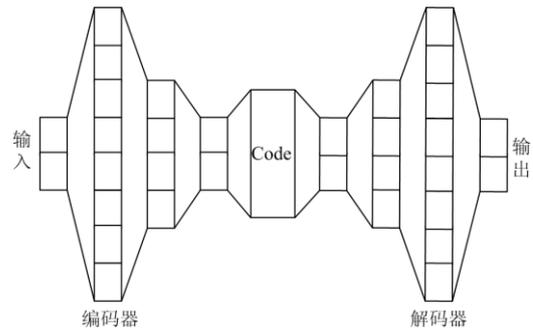


图 4 自编码器结构

Fig. 4 Structure of autoencoder

自编码器数学原理如式(5)所示。

$$\begin{cases} \alpha: X \rightarrow Y \\ \beta: Y \rightarrow X \\ \alpha, \beta = \underset{\alpha, \beta}{\operatorname{argmin}} (\|X - \beta(\alpha(X))\|^2) \end{cases} \quad (5)$$

即是利用原始输入数据空间集 $X \in \psi$ 和特征空间集 $Y \in \zeta$ ，找到求解两者之间的映射关系 α 、 β 使得输入特征的重建误差最小。

则经过自编码器提取特征后，找到原始数据中变量之间的函数关系 f 。即可得到原始数据集中的如下规律：

$$\begin{cases} \mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_n] \\ \mathbf{x} = f_i(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{x}_{i+1}, \dots, \mathbf{x}_n) \end{cases} \quad (6)$$

2.2 空间分布计算

本文主要利用通过到达概率计算的每个充电站一天之内到达的电动汽车总数量来刻画空间分布。因此，首先需要得到电动汽车到达不同目的地的概率 p_e 。

通过上一节自编码器的训练结果即式(6)可以得到不同出行目的的行驶里程 d_e 与行程结束时间 T_e 的函数关系为

$$\begin{cases} d_e = f_e(T_e) \\ e \in \{\text{HO}, \text{BU}, \text{WO}\} = \mathbf{M} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中，函数关系 $f_e(\cdot)$ 通过自编码器提取得到，回家、商业事务和工作三种出行目的分别对应着三种不同的出行目的地住宅区(HO)、商业区(BU)和工作区(WO)。区间[0,24]内对 $f_e(T_e)$ 的积分即为对应不同目的地的出行特征：

$$S_e = \int_0^{24} f_e(T_e) dT_e \quad (8)$$

式(8)中， S_e 即为不同出行目的地相对应的出行特征量。则对不同出行目的的特征量进行归一化之后的结果即可认为是电动汽车到达不同出行目的地的概率，计算公式如式(9)、式(10)。

$$S = \sum_{e \in \mathbf{M}} S_e \quad (9)$$

$$p_e = S_e / S \quad (10)$$

在得到不同出行目的地的电动汽车到达概率的基础上，计算每个地区充电站一天之内的电动汽车到达数量。假设该地区所有的充电站数量是 K 个，则有

$$\begin{cases} n_j = n \cdot p_e \cdot \lambda_j \\ j \in \{1, 2, 3, \dots, K\} \end{cases} \quad (11)$$

式中： n_j 为日内到达每个充电站的电动汽车数量； n 为该地区内的电动汽车总数量； λ_j 为每个充电站址处的道路交通饱和度。

3 电动汽车充电负荷模型

本文所建充电负荷模型不考虑电动汽车具体行驶路径，立足于充电站的角度，并综合考虑电动

汽车的开始充电时间(本文中等效为出行结束时间) $T_{\text{charge-in}}$ 、最短等待时间 T_{wait} 、离开时间 T_{out} 、充电功率 P_{charge} 以及平均耗电量 P_{consump} 。可认为充电站作为一种信息记录器，电动汽车作为进入该记录器的粒子，其中每个粒子具有以下属性：

$$\mathbf{EV} = [T_{\text{charge-in}}, T_{\text{wait}}, T_{\text{out}}, P_{\text{charge}}, P_{\text{consump}}] \quad (12)$$

3.1 电动汽车基本模型生成

本文使用蒙特卡洛仿真对各个不同区域电动汽车进行分类别计算。

首先根据上一章中的电动汽车空间分布计算得到不同区域各个充电站一天之内到达的电动汽车数量：

$$\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_j, \dots, n_K] \quad (13)$$

式中， K 为区域内所有充电站的总数，与式(11)中的 K 同义。

根据不同的充电站所处区域，生成不同电动汽车数量，每一辆车存在式(12)的五种属性。对于开始充电时间这项属性，由于不同充电站所处城市功能区域不同，则不同出行目的的电动汽车的开始充电时间存在较大差别。不同的城市功能区域的开始充电分布使用第一节三种分布模型来描述(住宅区、商业区和工作区的集合分别用 HO、BU、WO 来表示，本文对于未计及最短等待时间的开始充电时间用 T_{in} 表示)：

当 $j \in \text{HO}$ 时，则在式(1)表示的分布中抽取 n_j 辆车的开始充电时间 $T_{\text{in}}^{\text{HO}} = [T_{\text{in}}^1, T_{\text{in}}^2, \dots, T_{\text{in}}^{n_j}]$ ；

当 $j \in \text{BU}$ 时，则在式(2)表示的分布中抽取 n_j 辆车的开始充电时间 $T_{\text{in}}^{\text{BU}} = [T_{\text{in}}^1, T_{\text{in}}^2, \dots, T_{\text{in}}^{n_j}]$ ；

当 $j \in \text{WO}$ 时，则在式(3)表示的分布中抽取 n_j 辆车的开始充电时间 $T_{\text{in}}^{\text{WO}} = [T_{\text{in}}^1, T_{\text{in}}^2, \dots, T_{\text{in}}^{n_j}]$ 。

每辆电动汽车的开始充电时间确定后，还需确定其充电持续时间，并得到每辆汽车的离开时间。充电持续时间与每辆车的行驶里程和充电功率相关，每辆车行驶的路程可以在式(4)表示的分布中得到： $\mathbf{d} = [d^1, d^2, \dots, d^{n_j}]$ 。

当充电站处于商业区和工作区，采取恒功率快充模式；当处于住宅区时，充电功率满足下式的分布：

$$P_{\text{charge}} \sim f(P) = \begin{cases} 1 & P \in [3, 4] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$P_{\text{charge}} = [P_{\text{charge}}^1, P_{\text{charge}}^2, \dots, P_{\text{charge}}^i, \dots, P_{\text{charge}}^{n_j}] \quad (15)$$

每辆车的行驶里程和充电功率由式(14)、式(15)确定后，充电持续时间以及离开时间由式(16)、式(18)

计算。

$$\Delta T^i = \frac{d^i P_{\text{consump}}^i}{P_{\text{charge}}^i} \quad (16)$$

$$\Delta T = [\Delta T^1, \Delta T^2, \dots, \Delta T^{n_j}] \quad (17)$$

$$T_{\text{out}}^i = T_{\text{in}}^i + \Delta T^i \quad (18)$$

式中: ΔT 为充电持续时间; d^i 为每辆车的行驶里程; P_{consump}^i 为每辆车的每公里耗电量; P_{charge}^i 为每辆车的充电功率。

3.2 最短等待时间计算

由于每辆车到达充电站时, 可能提前到达的车已处于充电状态。本文考虑将站内不同电动汽车的离开时间与所有电动汽车的开始充电时间进行求差并将结果求最小值, 得到每辆车的等待时间, 该方法可保证每辆车的等待时间为最短。每辆车的等待时间可以用式(19)一式(21)计算。

$$\Delta T_{\text{wait}}^i = [T_{\text{out}}^1 - T_{\text{in}}^1, T_{\text{out}}^2 - T_{\text{in}}^2, \dots, T_{\text{out}}^{n_j} - T_{\text{in}}^{n_j}] \quad (19)$$

$$T_{\text{wait-max}}^i = [\text{Max}_{k=1}(\Delta T_{\text{wait}}^i(k), 0), \text{Max}_{k=2}(\Delta T_{\text{wait}}^i(k), 0), \dots, \text{Max}_{k=n_j}(\Delta T_{\text{wait}}^i(k), 0)] \quad (20)$$

$$T_{\text{wait}}^i = \text{Min}_{T_{\text{wait-max}}^i(k) \neq 0} (T_{\text{wait-max}}^i(k)) \quad (21)$$

$$T_{\text{charge}}^i = T_{\text{wait}}^i + T_{\text{in}}^i \quad (22)$$

式(19)计算出单辆电动汽车的离开时间与所有电动汽车的开始充电时间差值, 该差值是一个长度为 n_j 的行向量。式(20)和式(21)中, $k=1, 2, \dots, n_j$,

$\Delta T_{\text{wait}}^i(k)$ 为行向量 ΔT_{wait}^i 中的值, 即 $T_{\text{wait-max}}^i$ 也为一个长度为 n_j 的行向量, $\text{Min}_{T_{\text{wait-max}}^i(k) \neq 0}(\cdot)$ 为在行向量所有

不为 0 的值中求最小值。即可根据式(20)、式(21)找出每辆车开始充电时间与最接近的离开时间之差, 该差值即为最短等待时间 T_{wait}^i , T_{wait}^i 与每辆车初始的 T_{in}^i 之和即为开始充电时间 $T_{\text{charge-in}}^i$ 。最短等待时间的计算过程简化图见附录 A 图 A2。

3.3 计算负荷

本文考虑根据一天中有 1 440 min, 将一天分割成 1 440 个时段来计算负荷, 即要得到每个时段即每分钟的负荷值。由于每辆电动汽车开始充电时间与离开时间可能并不处于每一个时段的端点上, 因此, 本文设定了充电负荷计算的精度, 即每个时段内的时间误差不能超过 ε 即 $\varepsilon \min(0 \leq \varepsilon < 1)$, 因此, 根据电动汽车的 $T_{\text{charge-in}}^i$ 、 T_{out}^i 属性, 计算负荷需要满足以下条件:

$$T_{\text{charge-in}}^i < t - \varepsilon \quad (23)$$

$$T_{\text{out}}^i \geq t + \varepsilon \quad (24)$$

设上述约束条件组成的集合为 Ω , 则根据 $T_{\text{charge-in}}^i$ 、 T_{wait}^i 、 T_{out}^i 三个属性所构造的集合 Ω , 各个充电站 j 每分钟的负荷计算如式(25)。

$$P_j(t) = \sum_{i \in \Omega} P_{\text{charge}}^i \quad (25)$$

约束条件如图 5 所示。

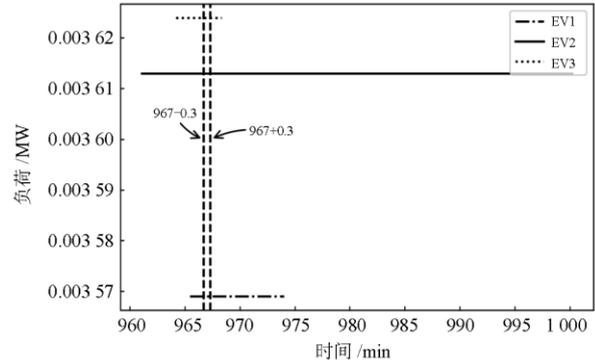


图 5 负荷计算方法

Fig. 5 Load calculation method

图 5 为随机选取的三辆电动汽车 EV1、EV2 和 EV3 在 960 min 至 1 000 min 之间的负荷曲线, 其中, $t=967$, $\varepsilon=0.3$, 则约束范围即为图 5 中与纵轴平行的两条虚线, 则图 5 中 967 分钟时的总负荷等于约束范围内三辆电动汽车负荷值之和。即 t 分钟时每辆车的充电持续时间需要满足式(23)、式(24)的约束条件才能算入该时刻的总负荷内, 这样的方法可以减小计算充电负荷时的时间误差。

即根据前述内容, 每辆电动汽车的各项属性 $EV^i = [T_{\text{charge-in}}^i, T_{\text{wait}}^i, T_{\text{out}}^i, P_{\text{charge}}^i, P_{\text{consump}}^i]$, 根据这些属性计算得到该充电站的充电负荷。利用前述的式(11)通过到达概率和道路交通饱和度计算每个站的日内到达电动汽车数量, 再根据所得的电动汽车数量 n_j 结合式(1)一式(3)抽取不同站内电动汽车的出行结束时间, 并使用式(14)、式(15)得到每辆车的充电功率, 最后在考虑利用式(16)一式(22)计算的时间误差区间即式(23)、式(24)的基础上进行负荷累加, 以此得到充电负荷值。即电动汽车的 $T_{\text{charge-in}}^i$ 、 T_{wait}^i 、 T_{out}^i 和 P_{consump}^i 四项属性构造电动汽车站内充电的各项时间关系, P_{charge}^i 属性与充电负荷大小相关。

4 算例分析

4.1 仅考虑城市功能区域的充电负荷

当仅考虑城市中三种不同功能区域的电动汽

车充电负荷而不具体到每个充电站时，则只计算城市不同功能区域的总充电负荷，即商业区充电负荷、工作区充电负荷和住宅区充电负荷。设定每辆电动汽车的耗电量为 $P_{\text{consump}} = 0.34 \text{ kWh/km}$ ，三种功能区域内整体电动汽车数量设定为 $n_{\text{BU}} = 6000$ 辆， $n_{\text{WO}} = 5000$ 辆， $n_{\text{HO}} = 10000$ 辆，每个时段内的时间误差 $\varepsilon = 0.5$ 。

以住宅区为例，10000 辆电动汽车慢充情况下的充电功率抽样结果如图 6 所示。

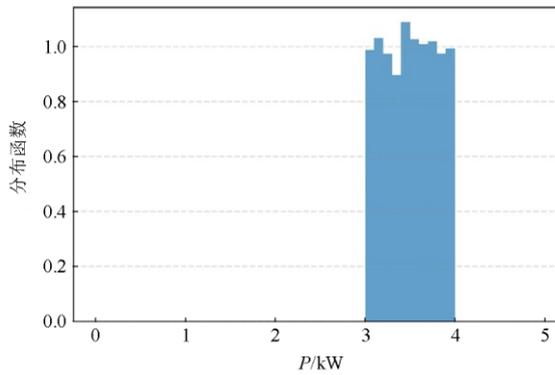


图 6 慢充情况下抽样结果
Fig. 6 Sampling results under slow charging

慢充情况下的充电功率在 3~4 kW 区间内服从均匀分布。

该地区三种功能区域的充电站整体的充电负荷如图 7 所示。

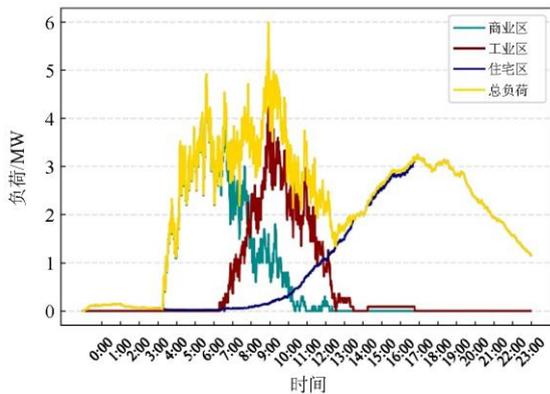


图 7 三种功能区域的整体负荷
Fig. 7 Overall load of three functional regions

由图 7 可知，三种不同功能区域的充电负荷存在不同的峰值特征。总负荷存在三个负荷峰值，第一个高峰为 5:00—7:00，主要由商业区充电负荷构成。第二个高峰为 9:00—11:00，主要由工作区充电负荷构成。负荷与工作区负荷叠加形成，第三个高

峰为 16:00—19:00，主要由住宅区充电负荷构成。商业区多数充电行为集中在各企业开始营业时段，工作区集中在员工达到工作地点时段，住宅区则集中在电动汽车用户回家以后。

4.2 考虑各个充电站的充电负荷

则利用自编码器提取特征计算流程图如图 8 所示。

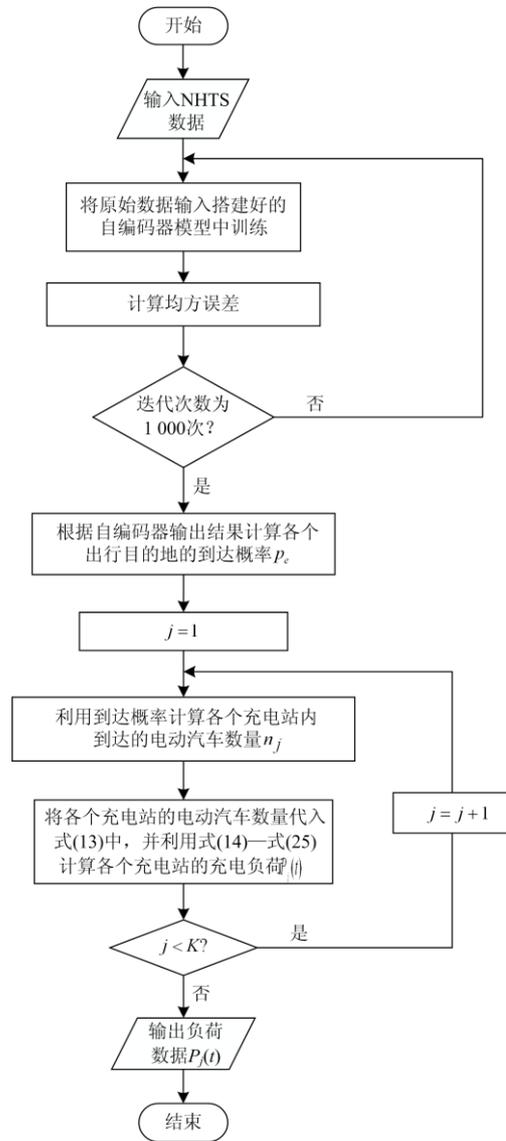


图 8 充电负荷计算流程图
Fig. 8 Charging load calculation flow chart

充电站分布简化图如图 9 所示(算例地区城区图见附录图 A1)。

如图 9 和附录 A 图 A1 所示，该算例城区面积为 184.8 km²，每一个圆圈中数字代表该处充电站的编号，则充电站总数 $K = 10$ ，各个充电站分属于不同的功能区域。根据百度地图各时段路况和文献

[22], 城市区域的道路交通饱和度一般在 0~1, 因此本文采用的道路交通饱和度分布在 0~1, 如图 10 所示。

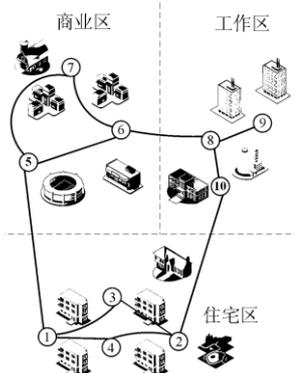


图 9 地区充电站分布

Fig. 9 Distribution of regional charging stations

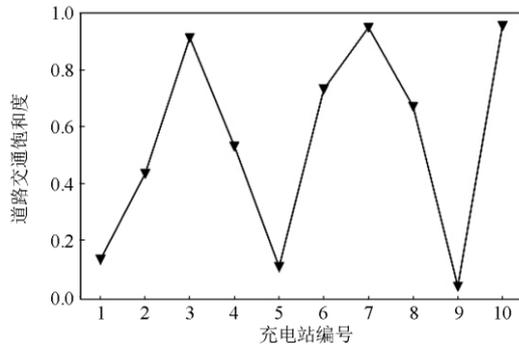


图 10 道路交通饱和度

Fig. 10 Road saturation

本文中自编码器在 PyTorch 平台上搭建并训练, 训练的输入样本为 NHTS 中三种不同目的地的行驶里程数据和到达时间数据, 经 1 000 次迭代后, 输出数据为行驶里程数据和到达时间数据的分布, 并经过数据拟合得到二者之间的函数关系。迭代训练的均方误差见图 11, 函数关系见图 12。

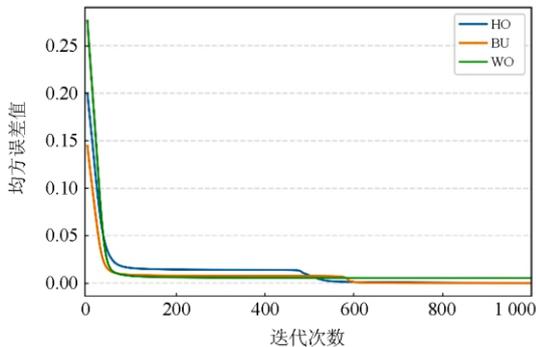


图 11 均方误差值

Fig. 11 Mean square error

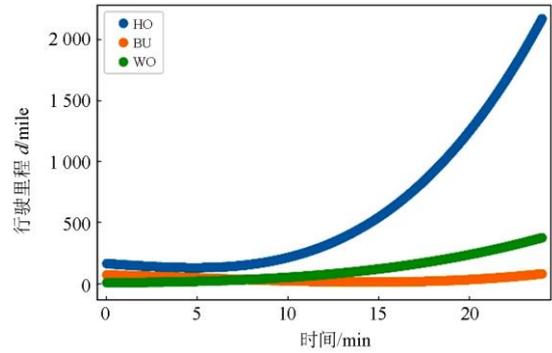


图 12 训练结果函数关系

Fig. 12 Function relation of training results

从图 11 可知, 均方误差随着训练迭代次数而减小, 三种不同出行目的地训练结果的均方误差分别为 $0.000\ 052$ 、 4.1×10^{-5} 、 8.2×10^{-5} , 均远小于 0.001, 并接近 0, 训练效果良好。根据训练结果计算的电动汽车到达不同目的地的概率如表 1 所示。

表 1 电动汽车到达不同目的地的概率

Table 1 Probability of electric vehicles reaching different destinations

到达不同目的地的概率	值
p_{HO}	0.797
p_{BU}	0.050 2
p_{WO}	0.153

假设该地区的电动汽车总数 $N = 10\ 000$, 则根据式(11)计算的各个充电站日内充电的电动汽车数量如表 2 所示。

表 2 充电站一天内充电的电动汽车数量

Table 2 Number of electric vehicles charged in one day at charging station

充电站编号	1 天内充电的电动汽车数量/辆
1	1 043
2	3 454
3	7 285
4	4 226
5	53
6	367
7	477
8	1 026
9	55
10	1 462

不同车型的耗电量均不一样, 本文考虑四种类型车辆, 包括轻型货车、载客车、中型货车和重型货车^[23-24], 它们的耗电量分别是 0.137 kWh/km、0.185 kWh/km、0.214 kWh/km 和 0.60 kWh/km。则

对于这四种车型充电的概率也有不同, 可以考虑道路上四种车辆的出现频次来确定充电概率的实际场景, 即四种车型的充电概率分别为 0.099 968、0.840 064、0.029 984、0.029 984。住宅区充电站的充电方式均为慢充, 充电功率在 3~4 kW 之间呈均匀分布。商业区和工作区充电站的充电方式均为快充, 充电功率分别是 140 kW 和 130 kW。

图 13 为 1 号充电站内所有电动汽车的站内等待时间。

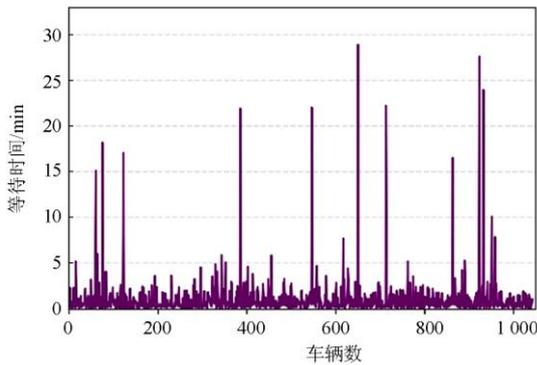


图 13 1 号充电站内所有电动汽车的等待时间

Fig. 13 Waiting time of all electric vehicles in charging station No.1

图 13 所示即为最短等待时间, 多数车辆的等待时间较短且不超过 5 min。图 14 为 1 号充电站内考虑了四种车型不同充电概率以及是否考虑等待时间的四种场景下的充电负荷。

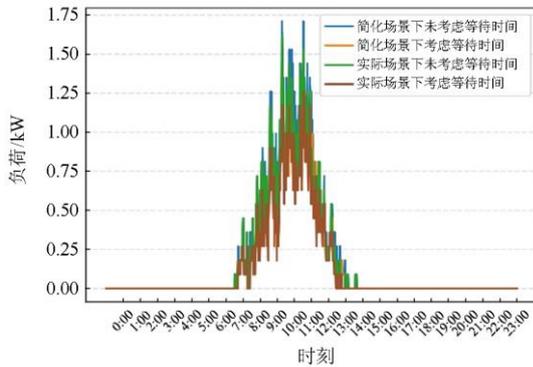


图 14 四种场景下的充电负荷

Fig. 14 Charging load in four scenarios

如图 14 所示, 四种场景下的充电负荷有明显差异。两种简化场景下中型货车和重型货车数量较多, 充电负荷较大, 在负荷峰值时体现较为明显。而相对于未考虑等待时间的场景, 考虑等待时间后充电持续时间会相应缩短一点, 因此该场景下的充电负荷也会稍低。

图 15 为基于最短等待时间的各个充电站充电负荷数据(图中将一天划分为 1 440 个时段)。

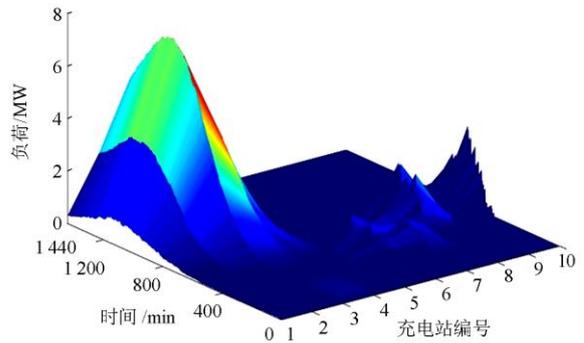


图 15 10 个充电站一天内的充电负荷

Fig. 15 Charging load of 10 charging stations in one day

由图 15 可知, 不同功能区域的充电负荷存在着不同的特征。如 1—4 充电站, 都处于住宅区, 其充电负荷峰值出现在 16:00—19:00, 峰值大约为 8 MW 左右; 5—7 充电站处于商业区, 其充电负荷峰值出现在 5:00—7:00, 峰值大约为 3 MW 左右; 8—10 充电站处于工作区, 其充电负荷峰值出现在 9:00—11:00, 峰值大约为 3 MW 左右。造成这种充电负荷峰值出现时间不同的主要原因是城市不同功能区域出行结束时间的分布不同; 而根据表 2 可知, 充电负荷峰值的大小差异主要是由于不同的功能区域充电用户数量不同, 而不同的功能区域充电用户数量主要与电动汽车的到达概率 p_e 相关, 即充电负荷峰值的大小差异也与到达概率相关。

除此以外, 同一功能区域中不同的充电站充电负荷之间也存在差异, 如同处于住宅区的 1—4 充电站, 该差异主要是由于不同充电站站址处的道路交通饱和度不同造成, 根据图 10 和图 15 对比可知, 道路交通饱和度与充电负荷呈正相关。

综上所述, 充电负荷既与充电站所处的城市功能区域相关, 也与充电站站址处的道路交通饱和度相关。因此, 充电负荷的研究结果对城市充电站规划和优化配置有一定的指导作用, 除此以外, 充电用户在选择充电站时也可以将该研究结果作为参考。

4.3 对比分析

为更加直观地分析自编码器在负荷研究中的优势, 本文将文献[21]的出行链方法与其进行对比。对比指标选择计算速率。

两种方法计算负荷均选取以家为目的地的充电负荷。计算速度以相同电动汽车数量下同一地区负荷运算时间为准, 仿真平台为 Jupyter Notebook, 结果见表 3。

表 3 计算速率
Table 3 Calculation rate

方法	运算时间/s
自编码器	10.22
出行链	23.14

根据表 3 可知, 本文所使用的基于自编码器的负荷计算方法在同一场景下运算时间要小于出行链法, 即经过自编码器提取信息后, 其计算速率具有明显优势。

除此以外, 本文还对比了本文所使用的充电负荷计算方法与文献[21]的负荷计算方法所得结果的精细度, 精细度指标采用式(26)表征。

$$g = \frac{\sum_{i=1}^{M-1} (|P(t+1) - P(t)| / \sum_{i=1}^{M-1} (|P(t+1) - P(t)|))}{M - 1} \quad (26)$$

式(26)中: g 为精细度指标; M 为一天的时段数; $P(t)$ 和 $P(t+1)$ 分别为 t 时段和 $t+1$ 时段的充电负荷值。则表征结果如表 4 所示。

表 4 精细度
Table 4 Fineness

方法	g
本文方法	0.000 7
文献[21]方法	0.043 5

本文所采用方法的 $M = 1440$, 文献[7]的方法 $M = 24$ 。对于充电负荷值, 本文方法使用了 1 号充电桩的充电负荷值, 文献[21]方法使用了夏季工作日的充电负荷值。式(26)主要体现了负荷数据的平

附录 A



注: (图中圆圈和数字代表该处充电桩的编号, 红色实线代表道路路网信息, 绿色实线代表区域路况信息)

图 A1 算例地区城区图

Fig. A1 Example of a regional urban plan

缓性, 即精细度指标主要通过充电负荷数据的平缓性来表征。充电负荷数据平缓性较好, 则说明其精细程度较高, 时段划分较细, 反之则较差。

因此, 本文所用方法 g 值小于文献[7]的方法, 即本文所采用的充电负荷计算方法精细度具有一定优势。

5 结论

本文提出了一种基于自编码器的充电负荷研究方法。并以某地区 10 个充电桩作算例, 验证了所提出方法的有效性。得到结论如下:

1) 处于城市不同功能区域充电桩的充电负荷具有不同的特征, 充电负荷峰值出现的时间段也不同。对于同一功能区域的充电桩, 充电桩站址处的道路交通饱和度也会对充电负荷产生一定影响。

2) 本文使用自编码器方法提取电动汽车基于各种不同出行目的地的到达概率, 相对于出行链方法, 计算速率明显加快, 即经过自编码器提取信息后, 充电负荷的计算在一定程度上有所简化, 有效地提高了充电负荷模型构建时的工作效率。

3) 本文在充电负荷计算时, 考虑实际排队场景, 加入了等待时间, 更加切合实际排队充电的场景。除此以外, 按照本文的充电负荷计算方法, 时段划分较为细致, 并且考虑了充电负荷计算的时间误差, 有效地提高了充电负荷计算的精细度。

综上, 在研究电动汽车充电负荷特性时, 本文提出的方法是有效的, 并对实际的工程应用具有科学的指导意义。

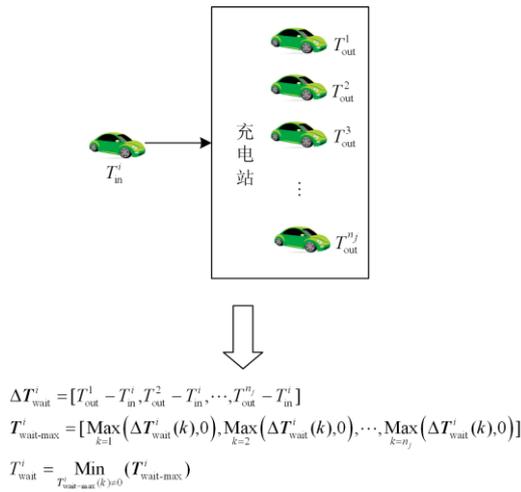


图 A2 最短等待时间的计算过程简化图

Fig. A2 Simplified diagram of the calculation process of the shortest waiting time

参考文献

[1] 欧阳明高. 我国节能与新能源汽车发展战略与对策[J]. 汽车工程, 2006, 28(4): 317-321.
OUYANG Minggao. Chinese strategies and countermeasures for energy saving and vehicles with new types energy[J]. Automotive Engineering, 2006, 28(4): 317-321.

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

[3] 侯慧, 徐焘, 柯贤彬, 等. 电动汽车快充对配电网的风险研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(16): 87-93.
HOU Hui, XU Tao, KE Xianbin, et al. Research on risks of electric vehicle charging to distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 87-93.

[4] 李璞. 灵活互动的充电网络建设[J]. 新能源汽车供能技术, 2019, 3(1): 8-13.
LI Pu. Flexible and interactive charging network construction[J]. Energy Supply Techniques of New Energy Vehicles, 2019, 3(1): 8-13.

[5] 张洪财, 胡泽春, 宋永华, 等. 考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(1): 13-20.
ZHANG Hongcai, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. A prediction method for electric vehicle charging load considering spatial and temporal distribution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20.

[6] 吴赋章, 杨军, 林洋佳, 等. 考虑用户有限理性的电动汽车时空行为特性[J]. 电工技术学报, 2020, 35(7): 1563-1574.
WU Fuzhang, YANG Jun, LIN Yangjia, et al. Research on spatiotemporal behavior of electric vehicles considering the users' bounded rationality[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(7): 1563-1574.

[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] 苏舒, 林湘宁, 张宏志, 等. 电动汽车充电需求时空分布动态演化模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16): 4618-4629, 4887.
SU Shu, LIN Xiangning, ZHANG Hongzhi, et al. Spatial and temporal distribution model of electric vehicle charging demand[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(16): 4618-4629, 4887.

[9] 李晓辉, 李磊, 刘伟东, 等. 基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 117-125.
LI Xiaohui, LI Lei, LIU Weidong, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 117-125.

[10] 欧名勇, 陈仲伟, 谭玉东, 等. 基于峰谷分时电价引导下的电动汽车充电负荷优化[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 54-59.
OU Mingyong, CHEN Zhongwei, TAN Yudong, et al. Optimization of electric vehicle charging load based on peak-to-valley time-of-use electricity price[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 54-59.

[11] 张永明, 姚志力, 李菁, 等. 基于配电网概率潮流计算的电动汽车充电站规划策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 9-16.
ZHANG Yongming, YAO Zhili, LI Jing, et al. Electric vehicle charging station planning strategy based on probabilistic power flow calculation of distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 9-16.

[12] 孔顺飞, 胡志坚, 谢仕炜, 等. 含电动汽车充电站的主动配电网二阶段鲁棒规划模型及其求解方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(5): 1093-1105.
KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, et al. Two-stage robust planning model and its solution

- algorithm of active distribution network containing electric vehicle charging stations[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(5): 1093-1105.
- [13] 袁洪涛, 韦钢, 张贺, 等. 基于模型预测控制含充换储一体站的配电网优化运行[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(5): 187-197, 265-268.
- YUAN Hongtao, WEI Gang, ZHANG He, et al. Model predictive control based optimal operation of distribution network with charging-swapping-storage integrated station[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(5): 187-197, 265-268.
- [14] 张虹, 申鑫, 葛得初, 等. 基于全局和局部最优模型的电动汽车充放电优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 1-9.
- ZHANG Hong, SHEN Xin, GE Dechu, et al. Optimal scheduling of charging and discharging of electric vehicles based on global and local optimal model[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 1-9.
- [15] 程杉, 许林峰, 孙伟斌, 等. 基于电压稳定性的电动汽车充电站最优规划[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(4): 3-12.
- CHENG Shan, XU Linfeng, SUN Weibin, et al. Optimal planning of charging stations for electric vehicles based on voltage stability of distribution system[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4): 3-12.
- [16] HAFEZ O, BHATTACHARYA K. Integrating EV charging stations as smart loads for demand response provisions in distribution systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 1096-1106.
- [17] ZHAO H, BALING F, JIN D. Multi-objective optimization strategy for distribution network considering V2G enabled electric vehicles in building integrated energy system[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 48-55. DOI: 10.1186/s41601-020-0154-0.
- [18] CHAUDHARI K S, KANDASAMY N K, KRISHNAN A, et al. Agent based aggregated behavior modelling for electric vehicle charging load[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 2(15): 856-868.
- [19] DOST P K, SPICHAERTZ P, SOURKOUNIS C. Charging behavior of users utilizing battery electric vehicles and extended range electric vehicles within the scope of a field test[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(1): 580-590.
- [20] YUAN H, WEI G, ZHU L, et al. Optimal scheduling for micro-grid considering EV charging-swapping-storage integrated station[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 6(14): 1127-1137.
- [21] 陈丽丹. 电动汽车广泛接入对电网的影响及其调控策略研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- CHEN Lidan. Research on the impact of electric vehicles broadly access to the power system and their control strategy[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018.
- [22] 沈颖, 朱翀, 徐英俊. 道路饱和度计算方法研究[J]. 交通标准化, 2007(1): 125-129.
- SHEN Ying, ZHU Chong, XU Yingjun. Research on calculation method for road saturation[J]. Communications Standardization, 2007(1): 125-129.
- [23] MU Y, WU J, JENKINS N, et al. A spatial-temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles[J]. Applied Energy, 2014, 114: 456-465.
- [24] WANG M, MU Y, JIA H, et al. A preventive control strategy for static voltage stability based on an efficient power plant model of electric vehicles[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(1): 103-113.

收稿日期: 2020-04-09; 修回日期: 2020-05-14

作者简介:

盛 锐(1995—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 从事电动汽车充电负荷模型研究; E-mail: vendetta95@sina.cn

唐 忠(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统运行与控制、电能质量分析与节能、电力信息技术。E-mail: tangzhong64@163.com

(编辑 葛艳娜)