

基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析

温剑锋, 陶顺, 肖湘宁, 骆晨, 廖坤玉

(新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京市 昌平区 102206)

Analysis on Charging Demand of EV Based on Stochastic Simulation of Trip Chain

WEN Jianfeng, TAO Shun, XIAO Xiangning, LUO Chen, LIAO Kunyu

(State Key Laboratory for Alternate Electrical Power System With Renewable Energy Sources
(North China Electric Power University), Changping District, Beijing 102206, China)

ABSTRACT: The analysis on charging demand of electric vehicles (EV) is the foundation of the research on the impact of EV charging on power grid and the planning and layout of charging infrastructure, and to analyze the charging demand of EV the driving rules of the EV drivers should be accurately described firstly. For this reason, based on stochastic simulation of the trip chain a method to analyze charging demand is proposed. At first, combining with the concept of trip chain, the probability distribution of characteristic variables in the trip chain such as trip start time, driving time, driving distance and trip purpose are analyzed and fitted; secondly, the samples are extracted by Monte-Carlo simulation to form a complete trip chain to implement the simulation of drivers' travel behavior; thirdly, the charging demands of functional regions are calculated. Taking the data of national household travel survey (NHTS) as the basis, the method application and the case analysis are performed, and the results show that the proposed method can accurately simulate the trip rule of EV drivers and reflect the spatial-temporal distribution characteristic of charging demand of EV; different charging scene leads to different distribution forms of charging stations and the total power demand of power grid will be impacted.

KEY WORDS: electric vehicle; charging demand; trip chain; Monte-Carlo simulation

摘要: 电动汽车充电需求的分析是研究充电对电网影响, 充电设施规划布局等的基础, 分析电动汽车充电需求首先需要较准确地描述用户行驶规律。为此提出一种基于出行链随机模拟的充电需求分析方法, 首先结合出行链的概念, 对出行链中各特征量(出行时刻、行驶时间、行驶里程、出行目的)的概率分布进行分析拟合; 通过蒙特卡罗模拟法抽取样本, 形成完整的出行链, 实现用户出行行为的模拟; 进而计算各功能区域的充电需求。以美国家庭出行调查(national household travel survey, NHTS)为基础数据, 进行了方法应用及案例分析。结果表明, 该方法可较准确地模

拟用户的出行规律, 反映充电需求的时空分布特点; 而且不同的充电情景将导致不同的分布形式, 从而影响系统的功率总需求。

关键词: 电动汽车; 充电需求; 出行链; 蒙特卡罗模拟

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2015.06.002

0 引言

电动汽车作为缓解能源危机与环境污染问题的重要途径, 近年来得到大力发展^[1]。电动汽车的普及将引发大量充电需求, 准确预测电动汽车充电需求的时空分布是充电设施的选址定容、分析充电负荷对电网影响等的基础。

电动汽车的移动性和随机性决定了充电需求预测要以准确分析用户的行为规律为基础。文献[2-3]在考虑用户日行驶里程、充电起始时间等随机变量的基础上, 建立了充电需求的概率模型。文献[4]在对通勤车辆出行时间及行驶里程的建模基础上, 分析了不同车型、充电功率及电动汽车渗透率等因素影响下的充电需求。近年来, 随着相关研究日渐深入, 研究重点逐渐转向对充电需求的时空耦合特性的分析, 文献[5-6]采用模糊推理方法, 模拟用户的充电判断过程, 进而分别计算了两地充电、仅在商业中心进行户外充电的概率, 后者进一步得到了 2 个商业中心的充电需求预测结果。文献[7]改进了传统的停车生成率模型, 建立了电动汽车充电需求的时空分布预测模型。

由于用户在时空尺度上的充电行为相互影响, 充电需求时空特性对用户出行规律的分析提出了更高的要求, 因此, 一方面需要更加详实丰富的车辆运行数据作为支撑, 另一方面需要在此基础上研究更能反映用户行驶和充电时空随机性的充电需求建模方法, 而目前相关研究在支撑数据和分析方

法方面仍较为简单。当前研究使用较多的是由美国交通部发布的美国家庭出行调查数据(national household travel survey, NHTS),其数据量大,种类丰富,除现有文献使用的日行驶里程以及最后一次到家时间^[8-9]外,仍有很多待挖掘的用户出行规律数据,可为充电需求的时空特性分析提供数据基础。本文结合出行链的概念,提出基于出行链随机模拟的充电需求分析方法,以蒙特卡罗模拟为基础,对出行链中各特征量按一定的概率分布进行随机抽取生成,从而模拟生成用户一日的出行序列,在此基础上,结合对NHTS数据的详细分析,得到城市中4个主要停车区域的充电需求。

1 出行链概念及特征量

充电需求与用户的出行规律紧密相关,准确地描述用户日出行特征是分析充电需求的基础。出行链概念可以很好地描述用户的日出行规律。出行链指的是个人为完成1项或几项活动,在一定时间顺序上不同出行目的的连接形式^[10]。一般描述居民从家出发再返回家的过程,包含有时间和空间上大量相关的特征量。图1为示意图,虚线表示行驶过程,实线表示停车过程,实心点表示日行驶的起始与结束时刻,空心点表示各地点的到达、离开时刻。

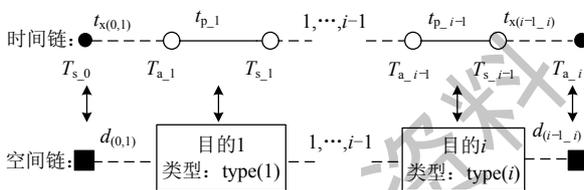


图1 出行链示意图

Fig. 1 Schematic diagram of trip chain

用户一日会出行若干次,每次均包含行驶过程和目的地停车过程,出行链特征量可分为2类。

1) 时间链特征量,描述用户一日出行在时间上的变化规律。包括:到达第*i*次出行目的地的时刻 T_{a_i} ;离开目的地*i*(开始*i+1*次出行)的时刻 T_{s_i} (首次出行时刻表示为 T_{s_0});第*i*次出行的行驶时长 $t_{x(i-1,i)}$;在第*i*个目的地的停车时长 t_{p_i} 。

2) 空间链特征量,描述用户一日出行在空间区域上的转移。包括:

①出行目的的类型。用户出行目的的分类,其集合用 $\{D_1, D_2, \dots, D_U\}$ 表示, U 为出行目的的类型总数, $\text{type}(i)=D_k$ 表示当日第*i*次出行的目的类型为 D_k 。

②单次行驶里程 $d_{(i-1,i)}$ 用户从当日第*i-1*个目的地出发,去往第*i*个目的地的行驶里程。

可知,若能模拟上述特征量,则可完整反映用

户一日的出行特征,本文基于蒙特卡罗模拟方法生成各特征量,从而模拟用户出行链。蒙特卡罗方法可简要分为2步:构造待模拟随机变量的概率分布以及生成服从该分布的样本值。其中,构造能真实反映随机变量特征的概率分布是模拟的基础。由图1可知,出行链各特征量并非相互独立,因此,作为蒙特卡罗输入的概率分布应能反映它们的关系。

时间链中,在已知部分变量的条件下,可计算剩余量。本文将行驶时长 $t_{x(i-1,i)}$ 、停车时长 t_{p_i} 及一日首次出行时刻 T_{s_0} 的概率分布作为输入,到达目的地时刻 T_{a_i} 及离开时刻 T_{s_i} (除首次出行时刻以外),可通过式(1)(2)在模拟过程中计算得到。

$$T_{a_i} = T_{s_{i-1}} + t_{x(i-1,i)} \quad (1)$$

$$T_{s_i} = T_{a_i} + t_{p_i} \quad (2)$$

各时间量和空间量之间的相互关系如下:

1) 各时间变量的分布特性均与目的类型相关,其中,停车时长 t_{p_i} 与本次出行目的的类型相关,行驶时长则与本次出行首(上一次出行目的地)、末端(本次出行目的地)类型相关,本文将日首次出行设定为从家出发,因此,首次出行时刻是一个以家为出发地类型(假设 D_1 表示“住宅地”)的条件概率。各待输入时间链特征量概率分布可表示为

第*i*次出行停车时长: $p(t_{p_i} | \text{type}(i))$;

第*i*次出行行驶时长: $p(t_{x(i-1,i)} | \text{type}(i-1), \text{type}(i))$;

首次出行时刻: $p(T_{s_0} | D_1)$ 。

2) 空间链的2个特征量也均受时间量影响,其中,行驶时间 $t_{x(i-1,i)}$ 和行驶里程 $d_{(i-1,i)}$ 是2个不可分割的量,在模拟中,在其中一个已经生成的基础上,需合理生成另一个量,本文将行驶里程概率分布表示为行驶时间的条件概率,从而反映两者的依存关系。而本次出行的目的类型则与出行时刻及出发地(上一次出行目的地)类型紧密相关。上述2个空间量用概率表示分别为

第*i*次出行目的: $p[\text{type}(i) | T_{s_{i-1}}, \text{type}(i-1)]$;

第*i*次出行行驶时长: $p(d_{(i-1,i)} | t_{x(i-1,i)})$ 。

本文模拟时,重点是确定上述随机变量的分布作为输入,随后从首次出行时刻开始,根据各变量的相互决定作用依次抽取,生成完整的出行链。

2 出行链随机模拟方法

下文首先研究生成上述各待输入特征量概率分布的方法,随后,根据各特征量相互决定顺序应用蒙特卡罗方法进行生成。

2.1 出行链特征量的概率分布

2.1.1 时间特征量概率分布拟合

本文首先从时间链待拟合的3类特征量入手,分别按不同出行目的类型对 t_{p_i} (共 U 个)进行分类拟合,按不同始末端类型对 $t_{x(i-1,j)}$ (共 U^2 个)进行分类拟合,同时拟合以家为起点的首次出行时刻数据。现有研究主要通过已知形式的概率分布(如正态分布等)拟合,部分条件下拟合结果可接受,但是对于某些统计数据,若分布特征与常见分布形式差别较大(如多峰分布),则不再适用,此时需采用其他方法。本文采用高斯混合分布(Gaussian mixture model, GMM)拟合此类数据。

GMM是单一高斯概率分布的延伸,可平滑近似任意形状分布。GMM分为一维和多维,下文仅论述一维GMM。根据概率理论,任意的一维概率分布均可表示为多个一维高斯分布的加权叠加:

$$p(x|\Theta) = \sum_{j=1}^M \alpha_j N_j(x; \mu_j, \sigma_j^2) \quad (3)$$

$$N_j(x; \mu_j, \sigma_j^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp[-\frac{1}{2\sigma_j^2}(x - \mu_j)^2] \quad (4)$$

式(3)即为一维GMM的一般表达式; $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_M)$ 为参数集合; $\theta_j = (\alpha_j, \mu_j, \sigma_j^2)$ 为第 j 个高斯分量的具体参数; α_j 为该分量所占权重,且有 $\sum_{j=1}^M \alpha_j = 1$; μ_j, σ_j^2 分别为该分量的均值和方差。

拟合关键是确定 $\alpha_j, \mu_j, \sigma_j^2$,而 M 是在估计前由使用者设定,可根据拟合效果对 M 进行调整。本文采用最大期望算法(expectation maximization, EM)^[11]对参数进行估计,它是极大似然法在数据缺失条件下的应用。GMM中缺失数据为每个样本 x_i 对应的高斯分量,设为隐含变量 $z_i, z_i=j$ 表示样本 x_i 是由分量 N_j 生成。当已知样本 x_1-x_n 时,参数 Θ 的似然函数(对数形式)表示为

$$\ln p(x_1, \dots, x_n, (z_1, \dots, z_n) | \Theta) = \sum_{i=1}^n \ln p(x_i, z_i | \Theta) \quad (5)$$

EM算法的思路是对参数集 Θ 设定初值,从而计算 z_i 的后验概率 $p(z_i | x_i, \Theta)$,由于 z_i 为随机变量,因此在已知其概率基础上,求取式(5)的期望值:

$$E(\Theta) = \sum_{i=1}^n [\ln(p(x_i | \Theta)) \cdot p(z_i | x_i, \Theta)] \quad (6)$$

使其最大的参数为最佳估计参数。具体步骤如下:

1) 初始化参数 $\alpha_j, \mu_j, \sigma_j^2$,进入迭代步骤。

2) 期望步(E步)。为计算式(6),每次迭代时,需确定 z_i 在参数更新后的后验概率 $p(z_i | x_i, \Theta)$,结

合贝叶斯公式推导可得^[12]:

$$p(z_i = j | x_i, \Theta) = \frac{\alpha_j N_j(x_i; \mu_j, \sigma_j^2)}{\sum_{h=1}^M \alpha_h N_h(x_i; \mu_h, \sigma_h^2)} \quad (7)$$

式中: $1 \leq i \leq n, n$ 为样本点个数; $p(z_i = j | x_i, \Theta)$ 为样本点 x_i 由第 j 个高斯分量生成的概率。

3) 最大化步(M步)。求式(6)最大时的各参数取值,令该式分别对各参数求偏导,最终得到各参数的迭代更新表达式^[12-13]。

$$\alpha'_j = \frac{\sum_{i=1}^n p(z_i = j | x_i, \Theta)}{n} \quad (8)$$

$$\mu'_j = \frac{\sum_{i=1}^n p(z_i = j | x_i, \Theta) \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n p(z_i = j | x_i, \Theta)} \quad (9)$$

$$(\sigma_j^2)' = \frac{\sum_{i=1}^n p(z_i = j | x_i, \Theta) \cdot (x_i - \mu'_j)^2}{\sum_{i=1}^n p(z_i = j | x_i, \Theta)} \quad (10)$$

4) 迭代步骤2)、3),更新 Θ 直至其不再显著变化,即

$$|\Theta - \Theta'| < \varepsilon \quad (11)$$

式中: Θ' 为更新后的参数集; ε 为误差阈值,本文设为 10^{-5} 。

拟合得到各密度函数作为蒙特卡罗方法输入,模拟时,分别根据各概率密度抽取随机数,并通过式(1)(2)计算剩余时间量,可得完整的时间链。

2.1.2 空间特征量概率分布

1) 出行目的转移概率。

若将 $p[\text{type}(i) | T_{s_{i-1}}, \text{type}(i-1)]$ 中 $T_{s_{i-1}}$ 按一定间隔离散化,可转化为规模为 $M \times U \times U$ 的三维矩阵形式,定义为出行目的转移概率矩阵,其中 M 为离散化后的时间间隔数, U 为出行目的分类数,对应任意时间间隔 t_k 的截面为一个 $U \times U$ 的二维矩阵,如式(12)所示。

$$P_{T_k} = \begin{bmatrix} p_{t_k, D_1, D_1} & \dots & p_{t_k, D_1, D_j} & \dots & p_{t_k, D_1, D_U} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{t_k, D_i, D_1} & \dots & p_{t_k, D_i, D_j} & \dots & p_{t_k, D_i, D_U} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{t_k, D_U, D_1} & \dots & p_{t_k, D_U, D_j} & \dots & p_{t_k, D_U, D_U} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: p_{t_k, D_i, D_j} 表示在 $t_{k-1}-t_k$ 时间段内,结束以目的 D_i 的停车行为继续出行,且出行目的为 D_j 的概率,有 $\sum_{j=1}^U p_{t_k, D_i, D_j} = 1$,即用户出行时选择各目的类型的

概率和为 1。对角线元素不一定为 0，表示有部分往返行程，且出行目的类型不在设定类型范围内。

本文设定起终点均为住宅区，实际中，回家不一定表示日出行的结束，仍需判断日出行是否结束。本文在概率矩阵中将回家行为分为 2 类(仅在目的转移概率矩阵中进行细分，作为判断单个用户日出行模拟结束的一个条件)，即“回家逗留”与“结束出行回家”，分别计算概率。模拟时，若抽取的目的为后者，则该用户当天模拟结束；否则，继续抽取下一个目的。矩阵中元素可通过对实际数据不同时段出行起终点的统计，用频率逼近概率得到。

2) 行驶里程条件概率。

若用户单次行驶耗时为 t_x ，则在 t_x 内行驶里程 d 可近似表示如下：

$$d = v(t_x) \cdot t_x \quad (13)$$

其中 $v(t_x)$ 为该用户该次行驶过程中的平均速度。也有文献认为，对于单一交通方式而言，行驶里程与行驶时间是近似线性关系^[14]，即认为行驶平均速度与行驶时间相互独立，此时 $v(t_x)$ 为常数，忽略了行驶时间和行驶行为特性的关系。

不同用户行驶速度具有随机性，即便对于单个用户，其每次行驶过程的平均速度也不同，即行驶速度是一个随机变量，受多方面因素的影响。根据大数定律及中心极限定理，将其分布近似为正态分布，即 $v(t_x)$ 在 t_x 条件下服从正态分布 $N(\mu_v(t_x), \sigma_v^2(t_x))$ ，分布参数是 t_x 的函数，对应一个确定的行驶时间 t_x ，分布参数是确定的。根据正态分布的线性性质，结合式(13)可知，行驶里程 d 也服从 t_x 条件下的正态分布 $N(\mu_d(t_x), \sigma_d^2(t_x))$ ，其中 $\mu_d(t_x) = \mu_v(t_x) \cdot t_x$ ， $\sigma_d^2(t_x) = \sigma_v^2(t_x) \cdot t_x^2$ 。因此，求取行驶里程 d 的概率分布转化为确定 $\mu_d(t_x)$ 、 $\sigma_d(t_x)$ 。后者可通过对实际数据的分析拟合得到，则 t_x 条件下的行驶里程 d 的概率密度形式为

$$p_d(d | t_x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_d(t_x)} e^{-\frac{1}{2\sigma_d^2(t_x)} [d - \mu_d(t_x)]^2} \quad (14)$$

综上，对应抽取得到的行驶时间 t_x ，可通过以下拟合过程形成相关联的行驶里程 d ：

1) 根据统计数据，按一定行驶时间间隔，分别计算对应的行驶里程平均值及方差。

2) 根据行驶时间与行驶里程均值、方差的关系对数据拟合，得到 $\mu_d(t_x)$ 、 $\sigma_d(t_x)$ 的具体表达式。

2.2 基于蒙特卡洛方法的出行链模拟

根据上文方法，可得到各时、空特征量的离散或连续的概率分布，作为蒙特卡罗模拟的输入，由

于时、空特征量是相互影响的，模拟时，2 个链中的特征量需交替抽取，单个用户的模拟过程如下：

1) 抽取日首次出行时刻。

2) 抽取出行目的。根据当前地点类型(首次出行出发点类型为住宅区)及出行时刻，对应该时刻出行目的转移概率，进行抽取。

3) 抽取行驶时间。根据不同行驶起、终点类型下的行驶时间概率分布进行抽取。

4) 抽取行驶里程。根据 3) 抽取得到的行驶时间，通过式(14)得到该行驶时间 t_x 下的行驶里程概率分布，从中抽取行驶里程。

5) 抽取停车时长。根据 2) 抽取得到的目的类型抽取基于该目的地的停车时长。

6) 计算到达及下次出行时刻。

7) 返回步骤 2)，进入循环。

流程图如后文图 2 中“出行链模拟”部分所示。

3 充电需求分析流程

对充电条件做如下设定。

1) 充电模式分为直流快充和交流慢充，暂不考虑私家车换电。鉴于快充对电池寿命及电网的影响^[15-16]，设用户仅在应急情况下选择快充充电。

2) 用户仅利用其活动停车时间充电，若用户停车行为结束，仍未充满电，也停止充电。

3) 单个用户的充电条件假设如下：

①用户到达停车地点，若剩余电量不足以支持下次行驶，则一定充电。此时可选择为慢充或快充：在停车时长内，慢充可补充电量仍不够支撑下次行驶，则采用快充，否则，采用慢充；即用户到达第 i 个停车地点时，仅当满足下式，才采用快充。

$$\frac{p_s \cdot t_{p,i}}{60} + E_{r,i} - e \cdot d_{(i,i+1)} \leq 0.2S \quad (15)$$

式中： p_s 为慢充功率，kW； $E_{r,i}$ 为到达第 i 个目的地时的剩余电量，kW·h； e 为电动汽车每公里耗电量，kW·h/km； S 为电池容量，kW·h，考虑电池安全及用户心理等因素，设充电后 SOC 不低于 20%。

②若剩余电量可满足下次行驶，则用户可选择慢充或不充电。设充电起始 SOC 服从正态分布 $N(0.5, 0.1)$ ，模拟时，每次停车后，从 $N(0.5, 0.1)$ 中抽取一个随机数，表征该用户习惯的起始 SOC(记为 SOC_1)，与电动汽车当前的剩余 SOC(用 SOC_2 表示)比较，若 $SOC_2 \geq SOC_1$ ，表示该用户当前剩余电量大于预期，用户选择不充电，反之，则表示剩余电量小于用户习惯充电起始电量，用户选择充电。

充电需求分析流程如图 2 所示。

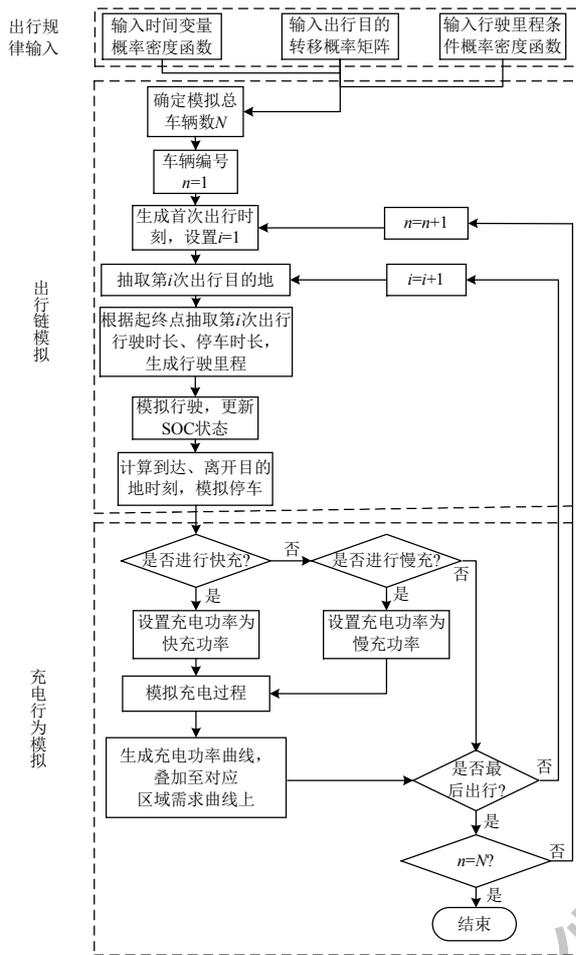


图2 基于出行链随机模拟的充电需求计算流程
Fig. 2 Flow chart of calculation for charging demand based on stochastic simulation of trip chain

4 基于NHTS数据的案例分析

下文通过对NHTS数据的挖掘,结合图2流程,分别分析工作日及休息日的充电需求。

4.1 出行规律分析拟合

统计NHTS数据库中轿车和多功能车的出行目的,表1给出了其中比重最大的6类目的(分别记为D₁—D₆)和各自所占百分比。

出行日类型	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	总计
工作日	33.31	18.65	15.01	10.33	6.58	5.86	89.74
休息日	36.50	21.46	3.91	16.43	4.03	8.84	91.17

可以看出,工作日和双休日行车目的有较大区别,6类目的之和达到90%,居家停车占30%左右,有40%的停车行为发生在工作、购物、公共休闲场所。结合上述统计,分析过程中做如下假设:

- 1) 工作日各区域间行驶时间与距离的分布特征与休息日相同。
- 2) 出行目的仅考虑表1中的6类,且仅考虑

在住宅区、工作区、商业区、公共休闲区4个区域充电(占比接近80%),基于就餐及接送的出行不对应充电区域,仅计及2类活动的行驶里程及停车时长,即在模拟时,仍计及以就餐和接送为目的的出行,但假设用户在基于该目的停车时不充电。

3) 用户最迟在凌晨2:00前结束出行。

4.1.1 时间特征量概率分布拟合

拟合各时间特征量的概率分布,对有明显分布特征的数据用对应的常见分布(例如对数正态分布)拟合,无明显分布特征的数据采用GMM拟合。

1) 首次出行时刻。

首次出行时刻统计如图3所示,可知不符合常见分布特征,需采用GMM进行拟合,拟合结果如图3及表2所示。

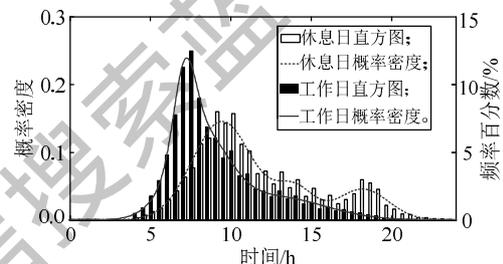


图3 首次出行时刻分布

Fig. 3 Distribution of the start time of the first trip

表2 首次出行时刻GMM拟合参数

Tab. 2 Fitting parameters of start time in GMM

出行日类型	N ₁			N ₂			N ₃		
	α ₁	μ ₁	σ ₁	α ₂	μ ₂	σ ₂	α ₃	μ ₃	σ ₃
工作日	0.21	7.14	0.68	0.53	8.04	1.74	0.26	12.73	3.11
休息日	0.68	9.46	1.85	0.14	13.95	1.22	0.18	18.21	1.58

工作日和休息日的首次出行时刻分布区别较大,前者集中在7:00、8:00左右,后者多数集中在9:30左右,小部分集中在14:00及18:00,可从(α、μ)看出。

2) 行驶时间。

对行驶时间按始、终点类型分别进行拟合,分析发现其均基本服从对数正态分布,概率密度形式见式(16),拟合参数以矩阵形式表示为式(17)(18)。

$$f(t_x) = \frac{1}{t_x \sigma_{t_x} \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(t_x) - \mu_{t_x}]^2}{2\sigma_{t_x}^2}\right\} \quad (16)$$

$$\mu_{TD} = \begin{bmatrix} 2.79 & 2.90 & 2.32 & 2.57 & 2.34 & 2.40 \\ 2.96 & 2.73 & 2.40 & 2.70 & 2.72 & 2.17 \\ 2.40 & 2.38 & 2.06 & 2.50 & 2.39 & 2.11 \\ 2.55 & 2.46 & 2.30 & 2.71 & 2.54 & 2.38 \\ 2.38 & 2.70 & 2.27 & 2.58 & 2.37 & 2.28 \\ 2.49 & 2.17 & 2.19 & 2.60 & 2.41 & 2.22 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\sigma_{TD} = \begin{bmatrix} 0.81 & 0.76 & 0.75 & 0.88 & 0.78 & 0.77 \\ 0.79 & 0.92 & 0.84 & 0.87 & 0.79 & 0.75 \\ 0.75 & 0.88 & 0.87 & 0.96 & 0.83 & 0.94 \\ 0.82 & 0.81 & 0.79 & 1.05 & 0.81 & 0.80 \\ 0.81 & 0.82 & 0.81 & 0.95 & 0.82 & 0.80 \\ 0.78 & 0.79 & 0.92 & 0.96 & 0.79 & 0.99 \end{bmatrix} \quad (18)$$

式(17)和(18)中 μ_{TD} 和 σ_{TD} 中 i 行 j 列表示结束以 D_i 类型活动目的的停车行为且去往类型为 D_j 的活动区域时所需的行驶时间概率密度的参数 μ_x 和 σ_x 。

3) 基于不同出行目的的停车时间。

根据不同目的停车时间数据的分布特性分别采用对数正态分布或 GMM 拟合, 结果见附录图 A1。可看出, 不同目的下的停车时间特性差别较大, 另一方面, 除工作外, 各行车目的在工作日和休息日的停车时间特性相似, 工作区休息日短时停车数量较工作日多, 基于回家目的的停车仅统计“回家逗留”的停车时长数据, 未考虑日出行结束后的夜间停车, 后者可由计算得到的日出行结束时间与抽取得到的下一日首次出行时间计算。

4.1.2 出行目的转移概率矩阵

本文采用离散矩阵表示目的转移概率, 并将回家目的的细分为 2 类, 图 4 给出工作日 2 个时间段截面(7—8 时、17—18 时)内, 几个主要出发点(住宅区、工作区、商业区、休闲区)的出行目的转移概率统计, 其余不在图中显示, 出行目的中“住宅 1”表示回家逗留, “住宅 2”表示回家后结束出行。可以看出, 出行目的的选择与出行时间及出发地点关系密切。

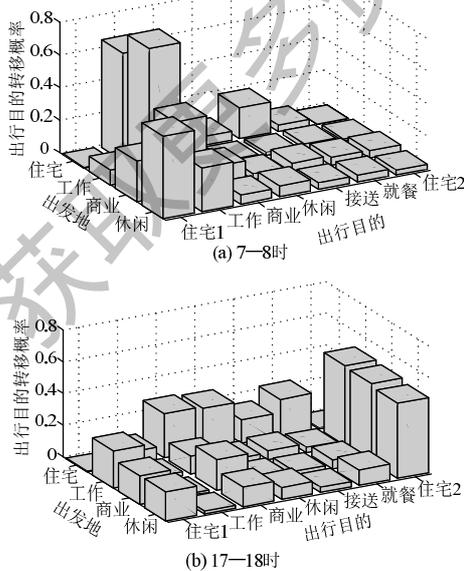


图 4 典型时段出行目的的条件概率

Fig. 4 Probability of trip destination in typical time periods

4.1.3 行驶里程条件概率密度

根据前述分析, 行驶里程 d 服从以行驶时间 t_x

为条件的正态分布, 其均值和标准差均为时间 t_x 的函数 $\mu_d(t_x)$, $\sigma_d(t_x)$ 。下文分别分析平均速度与行驶时间无关(里程与时间为线性关系)以及平均速度为行驶时间的函数 2 种条件下的拟合结果, 根据散点分布, 后者采用幂函数($y=ax^b$)拟合, 选取均方根误差(root mean squared error, RMSE)为指标, 结果如图 5 及表 3 所示。图 6(a)和(b)分别表示行驶里程 d 的均值、标准差和行驶时间的函数关系拟合。

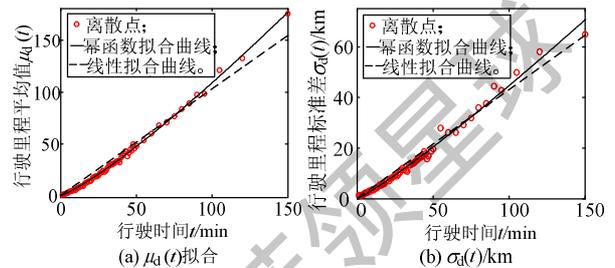


图 5 行驶里程均值和标准差与行驶时间的函数关系拟合
Fig. 5 Fitting of the relationship of trip time and distance

表 3 $\mu_d(t_x), \sigma_d(t_x)$ 拟合结果及误差
Tab.3 Fitting results and error of $\mu_d(t_x), \sigma_d(t_x)$

函数	参数(a或[a,b])		RMSE	
	μ	σ	μ	σ
$y=ax$	1.029 6	0.430 1	5.595 0	2.130 0
$y=ax^b$	[0.434 8;1.199 0]	[0.243 1;1.132 0]	1.631 0	1.512 0

可看出, 不考虑行驶时间对平均速度的影响将增加模拟误差, 使用幂函数描述两者之间的关系更能贴近实际。因此行驶里程 d 服从 t_x 条件下的正态分布 $N[0.434 8t_x^{1.199}, (0.243 1t_x^{1.132})^2]$, 概率密度为

$$p(d|t_x) = \frac{1}{0.243 1 \cdot \sqrt{2\pi} \cdot t_x^{1.132}} e^{-\frac{1}{2(0.243 1t_x^{1.132})^2}(d-0.434 8t_x^{1.199})^2} \quad (19)$$

模拟时, 从式(16)中抽取行驶时间样本 t_x 后, 再从 $N(\mu_d(t_x), \sigma_d(t_x))$ 中抽取行驶里程 d 的样本值。

4.2 出行链模拟结果验证

将上述概率分布作为输入, 模拟 10 万辆 EV 的出行, 与 NHTS 中对应数据对比。选取日出行结束时刻和单次行驶里程作为验证对象, 日出行结束时刻是在一日模拟中最后计算得到的量, 单次行驶里程则按式(19)抽取得到。选取均方根误差和相关系数作为指标。前者反映 2 条曲线上各点的平均偏离程度, 后者反映 2 条曲线变化趋势的贴合度, 相关系数越大, 变化趋势的相似性越高, 结果如图 6 及表 4 所示。可看出模拟的行驶规律较贴近实际特性。

4.3 充电需求计算及结果分析

结合图 2 流程, 分 2 种情景分析充电需求:

情景 1: 用户在各区域充电习惯相同。假设各区域充电起始 SOC 均服从正态分布 $N(0.5,0.1)$ 。

情景 2: 考虑住宅区充电的便利性, 用户倾向

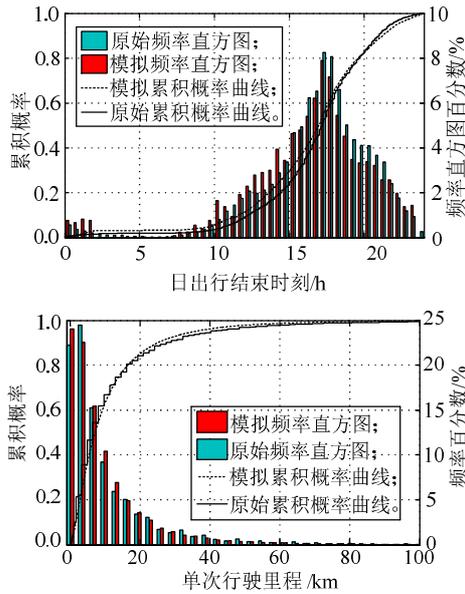


图6 模拟结果对比验证

Fig. 6 Verification of simulation results

表4 模拟误差分析

Tab. 4 Analysis of simulation error

项目	RMSE	相关系数
日出行结束时刻	0.023 1	0.999 0
单次行驶里程	0.015 0	0.997 8

于在住宅区充电。假设用户最后一次出行结束回家后一定充电,其余区域起始SOC仍服从 $N(0.5,0.1)$ 。

参数设置如下:电池容量30 kW·h,续驶里程150 km,慢充功率3.3 kW,快充功率30 kW。模拟10万辆电动汽车,模拟2周,区分工作日与休息日。为减小初始化的影响,从第2周取2天的模拟结果进行分析(周三、周六),如图7及表5所示。

对比同一条件下各区域充电需求可看出,需求曲线分布差别较大,峰值时刻各不相同,且不同类型日及不同充电情景对需求曲线影响较大。

工作日与休息日充电需求有较大区别,工作区

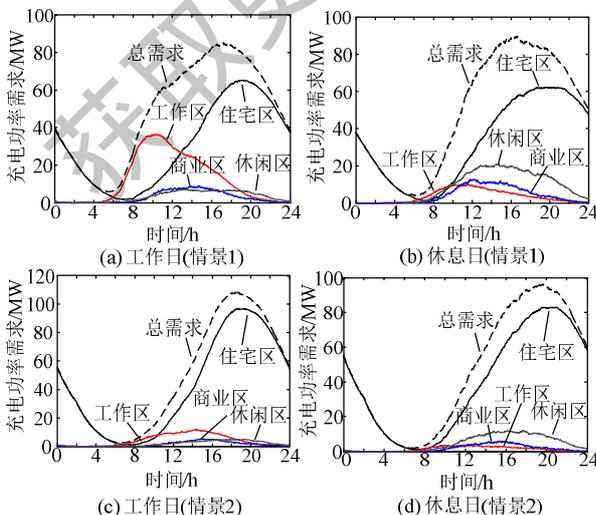


图7 日充电功率需求

Fig. 7 Daily charging power demand

表5 日充电电量统计
Tab. 5 Daily charging energy

情景	日类型	统计量	住宅	工作	商业	休闲	总计
情景1	工作	电量/(GW·h)	0.73	0.29	0.07	0.08	1.17
		比重/%	62.35	24.94	5.87	6.84	100.00
情景1	休息	电量/(GW·h)	0.82	0.08	0.09	0.21	1.20
		比重/%	68.53	6.53	7.65	17.29	100.00
情景2	工作	电量/(GW·h)	1.01	0.10	0.03	0.04	1.18
		比重/%	85.07	8.47	2.83	3.63	100.00
情景2	休息	电量/(GW·h)	0.98	0.03	0.04	0.11	1.16
		比重/%	84.48	2.59	3.45	9.48	100.00

休息日充电需求明显下降,住宅区和休闲区休息日需求均高于工作日,且休息区需求增加明显,商业区变化较小;工作日与休息日的充电总能量相近。

对比不同情景下的功率需求,情景1中峰值时刻早于情景2,这是由于前者假设用户选择充电区域无偏好,导致公共区域日间充电负荷较后者更大;情景2假设用户倾向于住宅区充电,导致夜间充电比重加大,而各公共区功率需求均有不同程度下降,但由于公共区域在不同程度上分担了部分住宅区的需求,住宅区0点后的需求较小;从能量需求看,情景1住宅区充电总量较情景2下降明显,但仍为各区域之最,情景2下住宅区充电总量比重达到85%左右,优势明显,但各情景下各区域充电电量之和相近,即不同情景对各区域充电能量总和影响较小,而主要影响总能量在各区域间的分配。

最后,取文献[17]中工作日和休息日各一日的电力需求数据,按照人口数量折算原始需求,从而得到叠加充电需求后的总电力需求,假设人口为100万,10%的人拥有电动汽车,结果如图8所示。

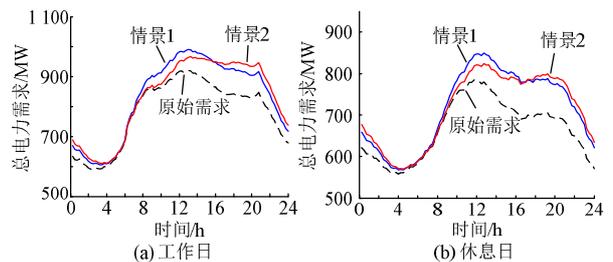


图8 叠加充电需求后的总电力需求

Fig. 8 Total power demand containing charging demand

可知,不同情景将导致不同的电力需求分布形式,情景2下充电负荷对最大负荷及峰谷差影响较情景1更小,因此,有必要研究充电负荷在区域间分配的控制、激励措施,减小其对电网的影响。

5 结论

本文提出一种基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析方法,并结合NHTS数据,对住宅区、工作区、商业区及休闲区4个主要区域的充电

功率及能量需求进行了仿真分析。结果表明：

1) 用户在不同区域的行泊规律相差较大，导致不同功能区充电功率需求具有不同的分布形式。

2) 无论是从功率角度还是能量角度看，同一区域充电需求在工作日与休息日均有较大差异。

3) 不同的充电情景将导致不同的充电需求，并对电网总负荷产生不同的影响，因此，在实际规划与预测充电需求功率时，有必要计及这些特点。

本文所提方法依托出行链的概率分布，模拟出行规律，便于后续考虑其他因素(例如充电电价等不同激励措施、主动优化充电调度、电池技术水平等)条件下的充电行为，从而计算相应的充电功率需求，分析对电网的影响以及区域间的充电分配关系，以权衡不同措施和技术下的调控效果。另外，NHTS 数据反映的是美国的出行习惯，我国类似的交通出行数据较少，因此，用该方法分析我国实际，还需进行更为详实的交通调查。

附录见本刊网络版(<http://www.dwjs.com.cn/CN/volumn/current.shtml>)。

参考文献

- [1] 张文亮, 武斌, 李武峰, 等. 我国纯电动汽车的发展方向及能源供给模式的探讨[J]. 电网技术, 2009, 33(4): 1-5.
Zhang Wenliang, Wu Bin, Li Wufeng, et al. Discussion on development trend of battery electric vehicles in China and its energy supply mode[J]. Power System Technology, 2009, 33(4): 1-5(in Chinese).
- [2] Fan Yi, Furong Li. An exploration of a probabilistic model for electric vehicles residential demand profile modeling[C]//2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting. San Diego CA: IEEE, 2012: 1-6.
- [3] 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(in Chinese).
- [4] 杨冰, 王丽芳, 廖承林. 大规模电动汽车充电需求及影响因素[J]. 电工技术学报, 2013, 28(2): 22-27.
Yang Bing, Wang Lifang, Liao Chenglin. Research on power-charging demand of large-scale electric vehicles and its impacting factors[J]. Transactions of China Electro Technical Society, 2013, 28(2): 22-27(in Chinese).
- [5] Shahidinejad S, Filizadeh S, Bibeau E. Profile of charging load on the grid due to plug-in vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 135-141.
- [6] Ghiasnezhad Omran N, Shahidinejad S. Location-based forecasting of vehicular charging load on the distribution system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2): 632-641.
- [7] 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(in Chinese).
- [8] 蔡德福, 钱斌, 陈金富, 等. 含电动汽车充电负荷和风电的电力系统动态概率特性分析[J]. 电网技术, 2013, 37(3): 590-596.
Cai Defu, Qian Bin, Chen Jinfu, et al. Analysis on dynamic probabilistic characteristic of power grid connected with electric vehicle charging load and wind power[J]. Power System Technology, 2013, 37(3): 590-596(in Chinese).
- [9] 葛少云, 王龙, 刘洪. 计及电动汽车入网的峰谷电价时段优化模型研究[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2316-2321.
Ge Shaoyun, Wang Long, Liu Hong. An optimization model of peak-valley price time-interval considering vehicle-to-grid[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2316-2321(in Chinese).
- [10] 褚浩然, 郑猛, 杨晓光, 等. 出行链特征指标的提出及应用研究[J]. 城市交通, 2006, 4(2): 64-67.
Chu Haoran, Zheng Meng, Yang Xiaoguang, et al. A study on trip-chain indices and their application[J]. Urban Transport of China, 2006, 4(2): 64-67(in Chinese).
- [11] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1977, B(39): 1-38.
- [12] 张香云, 汪四水. 基于 EM 算法的高斯混合密度参数估计[J]. 杭州师范学院学报: 自然科学版, 2005, 4(5): 349-352.
Zhang Xiangyun, Wang Sishui. EM algorithm and parameter estimation in Gaussian mixture densities[J]. Journal of Hangzhou Teachers College: Natural Science Edition, 2005, 4(5): 349-352(in Chinese).
- [13] Gyemin Lee, Clayton Scott. EM algorithms for multivariate Gaussian mixture models with truncated and censored data[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2012, 56(9): 2816-2829.
- [14] 周涛, 韩筱璞, 闫小勇, 等. 人类行为时空特性的统计力学[J]. 电子科技大学学报, 2013, 42(4): 481-540.
Zhou Tao, Han Xiaopu, Yan Xiaoyong, et al. Statistical mechanics on temporal and spatial activities of human[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2013, 42(4): 481-540(in Chinese).
- [15] Mauri G, Valsecchi A. Fast charging stations for electric vehicle: the impact on the mv distribution grids of the MILAN metropolitan area [C]//2012 IEEE International Energy Conference and Exhibition (ENERGYCON). Florence: IEEE, 2012: 1055-1059.
- [16] 高赐威, 张亮. 电动汽车充电对电网影响的综述[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 127-131.
Gao Ciwei, Zhang Liang. A survey of influence of electric vehicle charging on power grid[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 127-131(in Chinese).
- [17] Amprion. Demand in control area[EB/OL]. 2014-09[2014-10]. <http://www.amprion.de/en/demand-in-control-area>.



收稿日期: 2014-11-20.

作者简介:

温剑锋(1989), 男, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车充放电, 电能质量, E-mail: wjf0709wjf@163.com;

陶顺(1972), 女, 副教授, 研究方向为智能配电网、电能质量;

温剑锋

肖湘宁(1953), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源电网、电力系统电能质量等。

(责任编辑 李兰欣)