

基于出行链理论的电动汽车充电需求分析方法

赵书强,周靖仁,李志伟,张 硕

(华北电力大学 电力工程系,河北 保定 071003)

摘要: 基于出行链理论提出一种电动汽车充电需求分析方法,探讨了电动汽车一天出行过程中在不同区域内停驻时长的概率分布特点,对电动汽车空间转移概率进行 3 次 B 样条最小二乘曲线拟合,通过蒙特卡洛法并结合 NHTS2009 数据构建了电动汽车一天出行链,实现对用户行为规律的精细化模拟,并在设计 2 种充电行为的基础上对不同停驻区域的电动汽车充电需求进行了分析。该方法有效弥补了传统方法对电动汽车日间充电需求分析的不足,具有较高的精确性和原理清晰、易于操作等特点。

关键词: 电动汽车; 出行链; 蒙特卡洛法; 充电行为; 充电需求

中图分类号: U 469.72

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.08.014

0 引言

面对燃油汽车过度消耗化石能源所引发的环境污染问题,电动汽车以其良好的环保、节能特性,近年来得到大力发展。作为一种电力负荷,电动汽车规模化应用将产生大量的充电需求,分析电动汽车充电需求的时空分布,对电力系统调度控制^[1]、充电设施规划以及未来商业运营等具有重要的参考价值,也是当前研究的热点。分析电动汽车的充电需求需要以分析用户的行为规律为基础。文献[2-4]以电动汽车用户日行驶里程、起始充电时刻为相互独立的随机变量,建立了充电需求的统计学概率模型。在概率模型的基础上,文献[5-7]进一步考虑了不同汽车类型、车辆规模、电池充电特性等因素对充电需求的影响。但上述文献均假设车辆最后一次返家时刻即为充电起始时刻,并且仅认为充电时段为电动汽车在家停驻的夜间和凌晨,这不仅将充电频率限制在了一天一充模式,也没有反映出电动汽车的日间充电需求,具有一定的局限性。日间,电动汽车在时间上和空间上呈现随机性大、分散性强的特点,不同的时间段停驻于不同的地点,可能产生不同的充电需求,需要对充电需求的时空耦合特性进行合理分析。文献[8]基于停车生成率相关理论,结合不同地点的停车情况,建立了考虑停车需求的电动汽车充电负荷时空分布模型。文献[9]在实际数据的基础上,详细分析了电动汽车行驶时长、行驶开始时间、行驶结束时间和行驶里程所存在的关联性,得到了考虑行驶速度因素影响的电动汽车日间充电需求。

电动汽车日间充电需求的时空特性深受用户行为规律和充电行为的影响,需要研究能够更准确、全

面地反映车辆运行、停驻特性和充电随机性的充电需求建模方法。目前,电动汽车建模的计算方法主要有概率法、蒙特卡洛模拟法等,其中蒙特卡洛模拟法是目前应用最普遍的方法。文献[10-13]在利用蒙特卡洛模拟法的基础上,将出行链这一概念运用于电动汽车用户行为规律研究中,为建立电动汽车充电模型并分析充电需求提供了一种全新的思路。

本文根据出行链理论,提出了一种电动汽车充电需求分析方法,利用蒙特卡洛模拟法随机生成用户一天内出行序列。特别地,本文基于三次 B 样条最小二乘拟合理论对电动汽车空间转移概率进行了充分求解,探讨了电动汽车在不同区域内停驻时长概率分布特点,并分析了 2 种充电行为下的充电需求。特别地,本文不考虑电动汽车结束一天全部出行后在家停驻进行充电的情况,仅研究电动汽车一天出行过程中在不同区域停驻地的充电需求。其中,午间,电动汽车可能回家短暂停驻,但因其尚未完成一天全部出行,故其充电需求也在本文研究范围内。

1 出行链理论概述

出行链描述的是居民基于出行目的,自起始点出发,在一定时间顺序上依次经过若干目的地,最后到达终止点结束全部出行的过程^[14],包含时间上和空间上彼此相互联系的变量。本文将电动汽车出行链描述为:以家作为起讫点,按照发生的时间顺序,将电动汽车出行过程中的行驶与停驻链接起来的时空链。图 1 为电动汽车出行链示意图,实线表示停驻状态,虚线表示行驶状态。

出行链包含 2 种类型的变量,用以描述各个时间电动汽车运行、停驻状态。其中,描述电动汽车空间转移情况的称为空间变量,包括第 i 次行驶目的地 $D_{EST}(i)$ 、行驶里程 d_i ;描述电动汽车行驶和停驻时间变化情况的称为时间变量,包括第 i 次行驶开始行

收稿日期:2017-03-01;修回日期:2017-06-17

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFB0902203)

Project supported by the National Key R&D Program of China (2017YFB0902203)

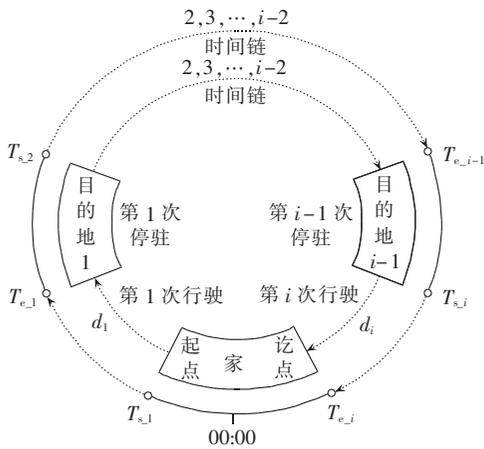


图 1 出行链示意图

Fig.1 Schematic diagram of trip chain

驶时刻 $T_{s,i}$ 、结束行驶时刻 $T_{e,i}$ 、行驶时长 $t_{d,i}$ 、停驻时长 $t_{s,i}$ 。

模拟出能真实反映用户行为的时空变量,是构建电动汽车出行链的前提。基于典型思路,本文利用蒙特卡洛法生成变量样本值,然后构建完整的电动汽车出行链。考虑到作为蒙特卡洛法输入量的概率分布应相互独立,经过变量相关性分析后,本文将一天首次行驶(从家出发)开始行驶时刻 $T_{s,1}$ 、第 i 次行驶时长 $t_{d,i}$ 和第 i 次停驻时长 $t_{s,i}$ 的概率分布作为输入量。

2 出行链时空变量的模拟

2.1 时间变量的概率分布

现有研究表明,在一定条件下,时间变量的概率分布可视为服从一些常见的分布形式(如对数正态分布、高斯混合分布等)。对于已知分布的时间变量(如首次行驶开始行驶时刻、行驶时长),直接采用该种分布形式进行拟合;对于分布形式未知的时间变量(如停驻时长),本文采用决定系数和校正决定系数^[15]量化评价不同分布形式下的拟合效果。

决定系数可直观判断数据拟合的优劣程度,定义 R 来表示:

$$R = \sqrt{\frac{E_{SSR}}{E_{SST}}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (1)$$

其中, n 为数据维数; E_{SSR} 为拟合后得到的回归模型数据与原始数据均值之差的平方和; E_{SST} 为原始数据与其均值之差的平方和。但是, R 的大小受到数据维数和分布参数个数的明显影响,为保证比较的公平性,将决定系数进行归一化处理,得到的校正决定系数 R_a 为:

$$R_a = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-p-1} \quad (2)$$

其中, p 为分布形式中的参数个数。 R 和 R_a 取值范围均为 $[0, 1]$, 越接近 1, 表明数据拟合得越好。

2.2 行驶里程的概率分布

一般而言,描述电动汽车行驶里程的方法有 2 种: 第一, 已知行驶里程或行驶时长, 通过电动汽车行驶速度^[10]或加速度^[16]计算生成另一个变量, 这需要对行驶速度或加速度做出合理假设, 或对其统计数据进行分析; 第二, 利用统计规律, 将行驶时长与行驶里程互相视作条件概率关系, 用其中一个变量来描述另一个^[12]。考虑到本文所提出行链并无有效描述电动汽车行驶速度或加速度的变量, 根据现有研究, 视电动汽车行驶里程 d_i 在第 i 个时间窗口的条件概率密度服从高斯分布:

$$P_{dis,dur}(d_i | \Delta t_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(d_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (3)$$

其中, Δt_i 为第 i 个行驶时长时间窗口; μ_i 为该时间窗口下行驶里程的平均值; σ_i 为该时间窗口下行驶里程的标准差。

2.3 电动汽车的空间分布

出行链可以看作是一种特殊的马尔科夫链^[11]。在某一时刻, 本次行驶目的地 $D_{EST}(i)$ 仅与上一次行驶目的地 $D_{EST}(i-1)$ 有关, 而与过去的行驶目的地无关, 说明其具有无后效性。若将 $D_{EST}(i)$ 以及 $D_{EST}(i+1)$ 各视为一个状态, 根据马尔科夫链理论可知, 电动汽车下一个状态由当前的状态决定, 计当前状态为 E_i , 下一个状态为 E_j , 有:

$$P(E_i \rightarrow E_j) = P(E_j | E_i) = p_{ij} \quad (4)$$

其中, p_{ij} 为当前状态转移至下一个状态的概率, 本文将其定义为电动汽车空间转移概率。在时刻 t_i 下的一步空间转移概率可以写为如下矩阵形式:

$$p(t_i) = \begin{bmatrix} p_{11}(t_i) & \cdots & p_{1n}(t_i) \\ \vdots & & \vdots \\ p_{m1}(t_i) & \cdots & p_{mn}(t_i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{cases} 0 \leq p_{ij} \leq 1, & p_{ii} = 0 \\ \sum_{j=1}^n p_{ij} = 1 & i, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

电动汽车空间转移概率属于时变量, 其数值与行驶开始行驶时刻存在一一对应的关系, 研究表明, 空间转移概率数值随时刻的变化较为复杂^[17], 无法使用常规曲线拟合方法得出所需要的对应函数。不同于一些研究在构建出行链时直接使用状态空间转移概率的统计数据, 本文在构建电动汽车出行链过程中, 基于非均匀 B 样条最小二乘拟合理论^[18-19]对统计数据进行曲线拟合, 求得了各时刻空间转移概率的模拟数据。

B 样条曲线的定义为:

$$S_m(x) = \sum_{i=1}^n C_i B_{i,m}(x) \quad (7)$$

其中, $C_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为控制顶点, 将控制顶点顺序相连的折线构成 B 样条控制多边形; $B_{i,m}(x) (i=1, 2, \dots, n) (m < n)$ 被定义为 m 次 B 样条基函数, 它是一个 m 次分段多项式, 由一个称为节点矢量的非递减的参数 τ 的序列 $T = \{\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{n+m+1}\}$ 所决定。B 样条的递推公式为:

$$B_{i,0}(x) = \begin{cases} 1 & \tau_i \leq x \leq \tau_{i+1} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

在区间 $[\tau_i, \tau_{i+m+1}]$ 上的 m 次 B 样条基函数为:

$$B_{i,m}(x) = \frac{x - \tau_i}{\tau_{i+m} - \tau_i} B_{i,m-1}(x) + \frac{\tau_{i+m+1} - x}{\tau_{i+m+1} - \tau_{i+1}} B_{i+1,m-1}(x) \quad (9)$$

若节点区间 $[\tau_h, \tau_{h+1}] (h=0, 1, \dots, n+m)$ 长度为恒大于零的定值, 称 $S_m(x)$ 为均匀 B 样条; 若节点区间长度为变值, 则称 $S_m(x)$ 为非均匀样条。假设存在一组二维待拟合数据 (x_j, y_j) , 其中 $j=1, 2, \dots, n$, 本文利用累加弦长的思路, 求出节点 τ :

$$\tau_i = \begin{cases} 0 & i=0, 1, \dots, m \\ \tau_{i-1} + \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} & i=m+1, \dots, n+1 \\ 1 & i=n+2, \dots, n+m+1 \end{cases} \quad (10)$$

将区间 $[\tau_{m+1}, \tau_{n+1}]$ 内的节点归一化, 有:

$$\tau_i = \frac{\tau_i - \tau_{m+1}}{\tau_{n+1} - \tau_{m+1}} \quad i=m+1, \dots, n+1 \quad (11)$$

设 $S_m(\Delta)$ 为 m 次 B 样条基函数 $B_{i,m}(x) (i=1, 2, \dots, n)$ 组成的空间, 最小二乘数据拟合问题就是在 $S_m(\Delta)$ 中找到函数 $f(x)$, 使满足:

$$\sum_{j=1}^n (f(x_j) - y_j)^2 = \min_{B_{i,m}(x) \in S_m(\Delta)} \sum_{j=1}^n (B_{i,m}(x_j) - y_j)^2 \quad (12)$$

设由 $f(x)$ 构成的集合为 F , 由数据点 (x_j, y_j) 中因变量 y 构成的集合为 Y , 则 $f(x_j)$ 是 $S_m(\Delta)$ 中对 y_j 的最佳逼近的充要条件为 $F - Y$ 与所有的 $\{B_{i,m}(x)\}$ 正交, 有:

$$(\{f(x_j)\} - \{y_j\}, \{B_{i,m}(x_j)\}) = 0 \quad (13)$$

$$\left(\left\{ \sum_{i=1}^n C_i B_{i,m}(x_j) \right\} - \{y_j\}, \{B_{u,m}(x_j)\} \right) = 0 \quad (14)$$

其中, $u=1, 2, \dots, n$ 。求解 $f(x)$, 即为求解控制多边形的顶点 C_i 数值的问题, 可归结为求解线性方程组:

$$\sum_{i=1}^n (\{B_{u,m}(x_j)\}, \{B_{i,m}(x_j)\}) C_i = (\{B_{u,m}(x_j)\}, \{y_j\}) \quad (15)$$

令:

$$\begin{cases} \mathbf{B} = \{B_{i,m}(x_j)\} \\ \mathbf{C} = \{C_i\} \end{cases} \quad i, j=1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式(15)可以写为 $\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{C} = \mathbf{B}^T \mathbf{Y}$, 即可求解出 \mathbf{C} 。具体求解步骤如下:

- a. 根据数据 (x_j, y_j) , 计算 B 样条节点序列 T ;
- b. 确定 B 样条次数 n , 根据式(8)、(9)计算 n 次

B 样条基函数 $B_{i,m}(x_j)$, 组成矩阵 \mathbf{B} ;

c. 求解方程 $\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{C} = \mathbf{B}^T \mathbf{Y}$, 得到 \mathbf{C} ;

d. 计算 $f(x_j)$, 得到的 $(x_j, f(x_j))$ 即为拟合结果。

本文将一天内的不同时刻值 t_i 作为自变量, 一步空间转移概率 p_{ij} 作为因变量, 对统计数据 (t_i, p_{ij}) 进行拟合。

3 基于 NHTS2009 数据集的出行链案例分析

本文以 NHTS(National Household Travel Survey) 2009 年的调查统计数据为蓝本, 筛选出 10 万条私家车日出行数据作为构建电动汽车出行链的基础。NHTS2009 将车辆一天出行的停放地点分为 W(work place)、H(home)、O(others)3 种类型, 并以一次行驶起讫点命名行驶类型。假设家位于 H 区域, 且 H 区域还存在其他停放地点。根据对 NHTS2009 数据的统计^[20], 私家车辆平均出行次数为 3.02, 本文考虑私家车辆最主要的出行目的, 仅研究一天最多行驶 3 次的出行链结构, 同时将时刻用分钟点(一天共 1440 个分钟点)表示以方便计算, 认为一天内出行全部发生在 04:00—24:00 之间。

3.1 时间变量概率分布拟合

3.1.1 首次行驶开始行驶时刻和行驶时长

首次行驶开始行驶时刻 $T_{s,1}$ 统计结果如图 2 所示, 可将其分布视为服从伽马分布^[12], 概率密度函数为:

$$f(T_{s,1}) = \frac{58.908^{9.881}}{\Gamma(9.881)} T_{s,1}^{9.881-1} e^{-58.908 T_{s,1}} \quad (17)$$

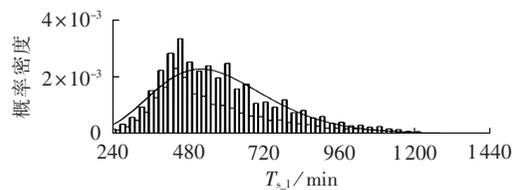


图 2 首次出行时间开始行驶时刻分布
Fig.2 Distribution of leaving time

假设单次行驶的行驶时长 $t_{d,j}$ 不超过 150 min, 将其分为 3 类: I 类为从 H 区域某点出发到达非 H 区域某点; II 类为从非 H 区域某点出发到达非 H 区域某点; III 类为从非 H 区域某点出发到达 H 区域某点。3 类行驶时长分布见图 3, 可视为服从对数正态分布^[10], 概率密度函数为:

$$f(t_{d,j}) = \frac{1}{t_{d,j} \sigma \sqrt{2\pi}} e^{-[\ln(t_{d,j}) - \mu_i]^2 / (2\sigma^2)} \quad (18)$$

拟合参数分别为:

$$\begin{cases} \mu_I = 3.020 & \mu_{II} = 2.846 & \mu_{III} = 3.040 \\ \sigma_I = 0.775 & \sigma_{II} = 0.815 & \sigma_{III} = 0.761 \end{cases} \quad (19)$$

3.1.2 停驻时长

不计交通拥堵和非主要出行目的的短时停车, 电动汽车只有到达出行目的地后才能进行充电, 其

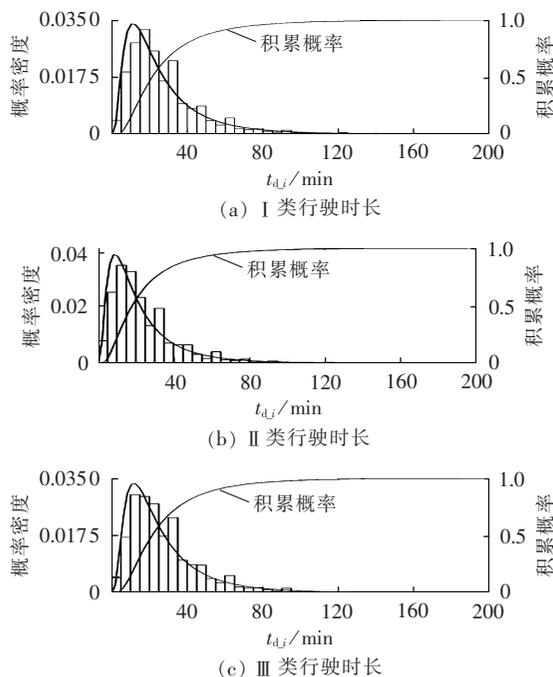


图 3 不同类型行驶时长分布

Fig.3 Distribution of driving time for different types

停驻时长影响着其充电时间的长短。电动汽车的停驻时长 $t_{s,j}$ 与停驻地点类型密切相关,在不同区域的停驻时长见图 4。现有研究并未就 $t_{s,j}$ 的分布形式达成共识,故本文将其数据拟合成常见的几种分布形式并评价拟合效果,详见表 1。

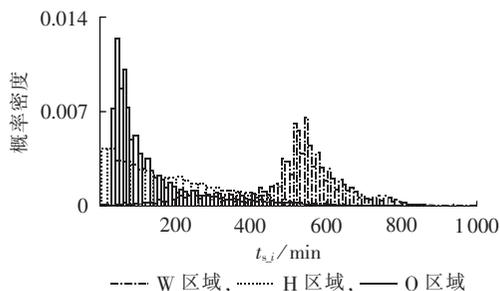


图 4 不同区域停驻时长分布

Fig.4 Distribution of parking duration in different regions

表 1 停驻时长服从不同分布形式的拟合效果对比

Table 1 Comparison of fitting effects among different distribution types of parking duration

停驻区域	常见分布形式	R	R _s
W	正态分布	0.906	0.820
	广义极值分布	0.919	0.845
	伽马分布	0.901	0.811
H	威布尔分布	0.913	0.833
	广义极值分布	0.910	0.826
O	广义极值分布	0.893	0.796
	对数正态分布	0.792	0.625

经对比,可视 W 区域停驻时长概率密度服从广义极值分布:

$$\begin{cases} z = \frac{t_{s,j} - 438.445}{164.506} \\ f(z) = \frac{1}{164.506} e^{-(1-0.234z)^{-1/(-0.234)}} \times (1-0.234z)^{-1-1/(-0.234)} \end{cases} \quad (20)$$

H 区域停驻时长概率密度服从威布尔分布:

$$f(t_{s,j}) = \frac{1.153}{195.787} \left(\frac{t_{s,j}}{195.787} \right)^{1.153-1} e^{-(t_{s,j}/195.787)^{1.153}} \quad (21)$$

O 区域停驻时长概率密度服从广义极值分布:

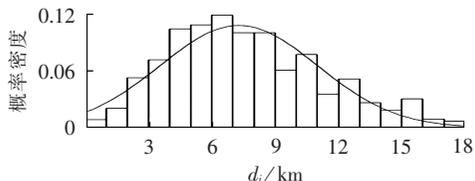
$$\begin{cases} z = \frac{t_{s,j} - 68.520}{41.761} \\ f(z) = \frac{1}{41.761} e^{-(1+0.657z)^{-1/0.657}} \times (1+0.657z)^{-1-1/0.657} \end{cases} \quad (22)$$

3.2 行驶里程概率分布

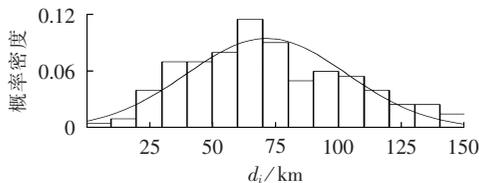
假设单次行驶行驶里程 d_i 不超过 130 km,其在时间窗口内服从高斯分布。通过统计可知,电动汽车行驶时长 $t_{d,j}$ 集中于 100 min 以内(积累概率达 0.95 以上),随着行驶时长 $t_{d,j}$ 进一步增加,NHTS2009 样本数量迅速减少,考虑到不同时间窗口下的样本数量可靠性,本文以不同的间隔对 3 类行驶时长进行离散化,在各时间窗口 $[\Delta t_i^l, \Delta t_i^u]$ 下的行驶里程的平均值 μ_i 和标准差 σ_i 见表 2,图 5 给出了 2 个典型时间窗口下的行驶里程概率分布情况。

表 2 行驶里程在时间窗口下的 μ 和 σ
Table 2 μ and σ of mileage in time windows

$[\Delta t_i^l, \Delta t_i^u] / \text{min}$	I 类行驶时长		II 类行驶时长		III 类行驶时长	
	μ_i / km	σ_i / km	μ_i / km	σ_i / km	μ_i / km	σ_i / km
(0, 9]	2.200	1.022	2.488	1.909	2.769	1.939
[10, 19]	7.276	3.729	6.473	3.788	6.758	3.771
[20, 29]	13.323	6.142	11.752	6.153	11.951	6.246
[30, 39]	18.712	8.100	16.787	8.985	16.968	8.313
[40, 49]	24.651	10.693	21.797	10.939	22.998	10.809
[50, 59]	32.141	14.507	28.643	14.670	25.008	12.049
[60, 79]	36.869	16.947	33.479	17.310	32.567	17.404
[80, 99]	48.410	24.722	47.264	23.603	45.815	23.418
[100, 150]	68.309	27.107	71.509	28.624	72.716	26.812



(a) I 类行驶时长 [10, 19] min 时间窗口下的行驶里程概率密度



(b) II 类行驶时长 [100, 150] min 时间窗口下的行驶里程概率密度

图 5 典型时间窗口下的行驶里程概率分布
Fig.5 Probability distribution of trip mileage in typical time windows

3.3 空间转移概率

由于已假设电动汽车一天最多行驶 3 次且最后一次行驶均以返家为目的,故第 3 次行驶的空间转移概率恒定为 1,只研究前 2 次行驶的空间转移概率。以目的地为 W 区域的首次行驶为例,图 6 中曲线由拟合得到的各时刻空间转移概率数值点连接而成,柱形为以 10 min 为时间间隔的统计数据。采用 2.3 节中所提及方法对空间转移概率进行拟合,能够获得较为理想的拟合效果。

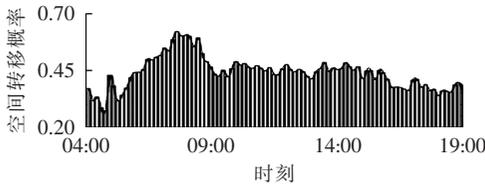


图 6 空间转移概率拟合效果

Fig.6 Fitting effect of spatial transition probability

3.4 结果验证

本文将通过蒙特卡洛模拟法得出的 5 万辆电动汽车出行数据与对应的 NHTS2009 实际数据进行比较,对电动汽车全天出行结束时刻(返家时刻)、全天出行过程中区域间运行情况以及在各区域的净停车情况进行验证,结果如图 7—9 以及表 3 所示。

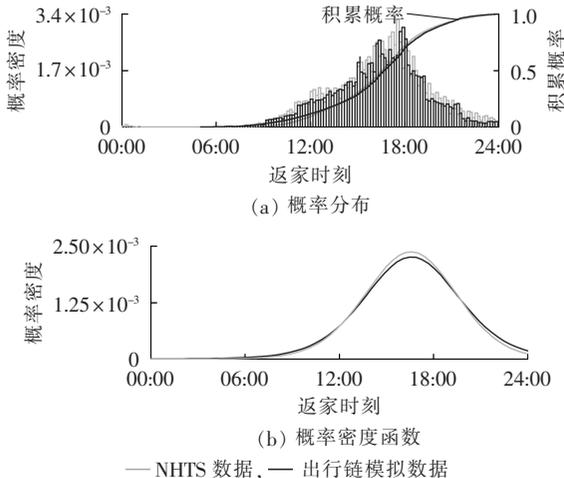


图 7 电动汽车返家时刻

Fig.7 Probability distribution and probability density function of EV homing time

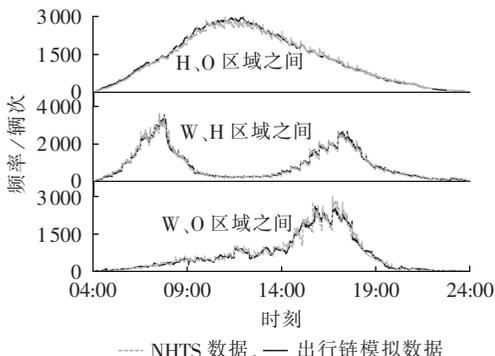


图 8 电动汽车在不同区域间运行的动态变化情况

Fig.8 Dynamic variations of EV trip among different regions

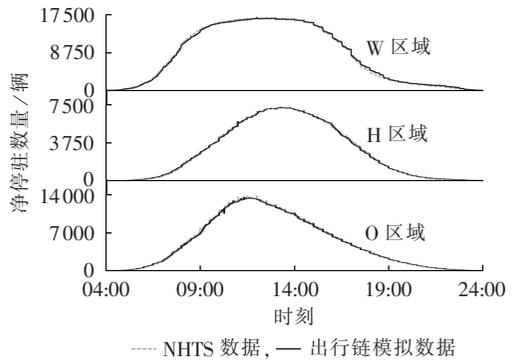


图 9 电动汽车停驻的动态变化情况

Fig.9 Dynamic variations of EV parking in different regions

表 3 NHTS2009 统计数据与出行链模拟数据对比

Table 3 Comparison between NHTS2009 statistical data and simulative trip chain data

对比项	NHTS 数据与 模拟数据 相关系数	(峰值/辆, 出现时刻)	
		NHTS 数据	模拟数据
H、O 区域间运行	0.839	(2900, 12:00)	(2830, 11:48)
W、H 区域间运行	0.841	(3615, 07:36)	(3492, 07:48)
W、O 区域间运行	0.825	(2744, 17:06)	(2394, 17:24)
W 区域净停车数量	0.842	(—, —)	(—, —)
H 区域净停车数量	0.864	(7139, 13:12)	(7130, 13:12)
O 区域净停车数量	0.857	(13852, 11:30)	(13145, 11:36)

返家时刻模拟数据由 3.1 节时间变量模拟数据线性相加而成,必然存在模拟误差和积累误差,但其概率密度分布趋势与 NHTS2009 统计数据的概率密度分布趋势相似,且经过计算,两者概率密度函数的相关系数为 0.837,均方根误差为 0.094,说明本文基于出行链理论的分析方法精度较高,可以将数据误差控制在合理范围,实用性较强。针对电动汽车未结束全部出行时复杂的时空分布特性,本文所提分析方法能够较为精细地反映电动汽车出行过程中行驶、停驻等状态的动态变化规律,如图 8、图 9 所示。例如,电动汽车在 W 区域与 H 区域之间的运行集中于 06:00—08:00 和 16:00—18:00,在 10:00—14:00 出现明显的运行低谷,这符合大多数用户早晨上班、傍晚下班的用车情况;电动汽车净停车数量仅在 W 区域出现了相对稳定现象,与大部分用户日间在单位工作,需要长时间停车的实际情况吻合;电动汽车在 O 区域和 H 区域的净停车高峰分别出现在 12:00 前、后,而电动汽车在两区域间的运行高峰也出现于此时段,说明 12:00 前后出现了电动汽车从 O 区域到 H 区域的单向净流动,与部分用户中午返家休息的作息时间相符;对比图 9 的后两图可知,电动汽车净停车数量在午后呈下降状态,但电动汽车在 W 区域与 O 区域之间运行高峰的出现,又在一定程度上影响了其在两区域内的净停车数量下降速率。由表 3 可见,模拟数据与统计数据峰值情况吻合较好且各对比项的相关系数均高于 0.8,说明 2 种数据具有较强

相关性,模拟数据能够很好地描述统计规律,进而证明本文提出的分析方法在一定程度上是符合现实情况的,是科学的。下文以出行链模拟数据为基础,对电动汽车充电需求进行了研究。

4 基于出行链理论和不同充电行为的多辆电动汽车充电需求分析

4.1 单辆电动汽车的充电条件

作如下假设。

(1) 不考虑换电,电动汽车始终以恒功率的方式充电。根据 QC/T 841—2010《电动汽车传导式充电接口》(详见表 4),电动汽车有 3 种充电模式:慢充、常规、快充。鉴于快充功率大、容易对电池寿命和配电网造成不良影响,本文不考虑电动汽车采用快充模式。

表 4 电动汽车的 3 种充电模式
Table 4 Three EV charging modes

充电模式	额定电压	额定电流/A
慢充	220 V AC	16
常规	220 V AC	32
快充	400 V/750 V DC	125 或 250 或 400

(2) 电动汽车有 2 类充电行为。

a. 第 1 类充电行为。

考虑剩余电量与下次行驶耗电情况的关系,通过式(23)来判断充电的必要性:若满足则不需要充电,若不满足则必须要充电。

$$E_{i,\text{end}} - \omega_{i+1} d_{i+1} \leq 0.2S \quad (23)$$

其中, $E_{i,\text{end}}$ ($E_{i,\text{end}} \geq 0$) 为第 i 次行驶到达目的地后的剩余电量 ($\text{kW}\cdot\text{h}$); ω_i 为每 km 耗电量 ($\text{kW}\cdot\text{h}/\text{km}$); S 为电动汽车电池容量 ($\text{kW}\cdot\text{h}$), 考虑到电池使用寿命, 避免过充和过放, 设定 $0.2S$ 为电池电量下限。

b. 第 2 类充电行为。

不考虑剩余电量与下次行驶耗电情况的关系, 无论是否满足式(23)都进行充电, 直到充满或开始下一次行驶时停止充电。充电需求计算流程如图 10 所示。

(3) 假设电动汽车在 H 区域采用慢充模式, 在 W 区域和 O 区域采用常规充电模式, 视慢充模式的充电功率为 3.5 kW , 常规模式的充电功率为 7 kW 。且电动汽车仅在处于停驻状态下充电, 若结束停驻仍未充满电, 也结束充电。

设置参数如下: 假设每辆电动汽车起始荷电状态为 $0.8S$, 每 km 耗电量 ω_i 为 $0.1 \sim 0.25 \text{ kW}\cdot\text{h}/\text{km}$ 的随机数; 假设多辆电动汽车电池容量为 $20 \sim 30 \text{ kW}\cdot\text{h}$ 的随机数。

4.2 多辆电动汽车充电需求计算结果分析

电动汽车只有在 W、O、H 某一区域停驻时才能

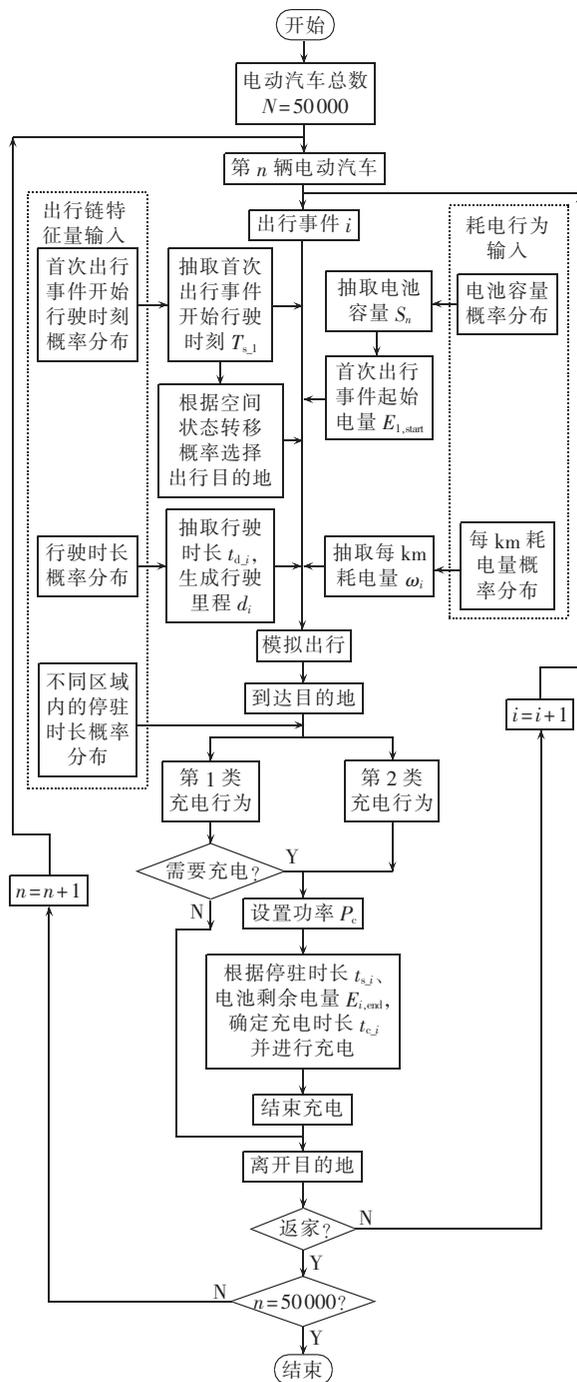


图 10 充电需求计算流程

Fig.10 Flowchart of charging demand calculation

进行充电, 由于随时存在电动汽车结束或开始充电的现象, 故图 11 反映的是 04:00—24:00 不同区域内电动汽车净充电数量。图 12 反映了一天不同区域内电动汽车充电需求的动态变化情况。

可以看出, 在同一时刻进行充电的电动汽车数量仅占停驻总数量很小的一部分。电动汽车充电需求与净停驻数量变化密切相关, 在各区域, 两者峰值明显且峰值出现时刻多集中于上午和正午, 随着到达某区域的电动汽车净增长放缓, 同一时刻完成充电的电动汽车数量逐渐接近正在充电的电动汽车数

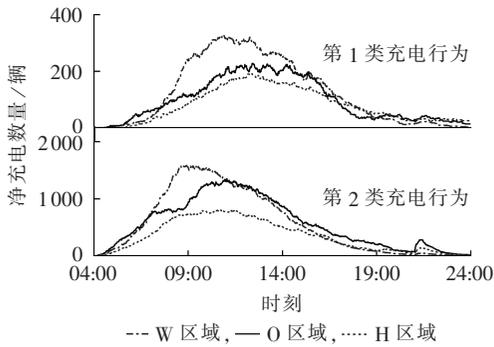


图 11 不同区域内电动汽车充电数量

Fig.11 Numbers of EVs charged in different regions

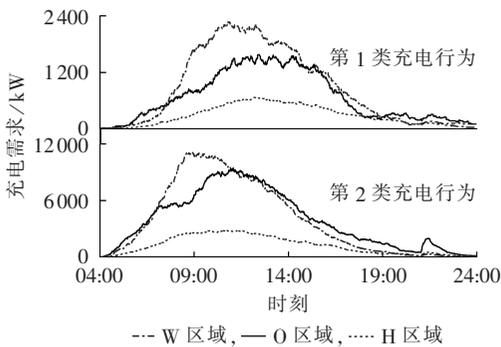


图 12 不同区域内电动汽车充电需求

Fig.12 EV charging demands in different regions

量,直至两者动态平衡,此时的充电需求到达峰值。正午过后,随着用户结束一天全部出行、逐渐返家,各区域电动汽车净停放数量下降,充电需求随之呈总体下降状态。本文考虑的充电行为均为即停即充行为,属于无序充电范畴,相比于第 2 类充电行为,第 1 类充电行为能够降低充电需求峰值,推迟其出现时刻,但产生的有益影响十分有限,因此有必要对电动汽车有序充电、智能化充电等方面开展进一步研究。

5 结论

电动汽车是交通、电力领域未来的发展方向,对其充电需求进行准确分析是当前一项研究热点,本文提出了一种基于出行链理论的电动汽车充电需求分析方法,其有以下特点:

a. 不同于传统方法只能单一研究电动汽车夜间、凌晨的充电需求,本文方法能够反映电动汽车在日间复杂的行驶、停放规律及充电需求情况,弥补了传统方法的不足;

b. 本文方法模拟精度高,所得数据和统计数据相关系数为 0.837,均方根误差为 0.094,具有科学性和一定的实用价值;

c. 本文方法主要运用了数据概率密度拟合、曲线拟合、蒙特卡洛模拟等原理,原理清晰且发展成熟,易于操作,适用面广,能够在电动汽车车网互动(V2G)控制、电力系统区域负荷预测、日间消纳新能

源等研究领域发挥积极作用。

在获得电动汽车停驻规律的基础上,设计了 2 类充电行为并对充电需求进行了分析,结果表明,日间内电动汽车充电需求具有时变性和明显的区域差异性。事实上,居民的一天出行链并不是全部以家为起讫点,且充电方式也并非只有即停即充方式,对更复杂出行链下的电动汽车充电需求进行分析,有待于后续研究。

参考文献:

- [1] 郭建龙,文福拴. 电动汽车充电对电力系统的影响及其对策[J]. 电力自动化设备,2015,25(6):1-9,30.
GUO Jianlong,WEN Fushuan. Impact of electric vehicle charging on power system and relevant countermeasures[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,25(6):1-9,30.
- [2] 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.
- [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.
- [4] TAYLOR J,MAITRA A,ALEXANDER M,et al. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations[C]//2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting. Calgary,AB,Canada:IEEE,2009:1-6.
- [5] 陈静鹏,朴龙健,艾芊. 基于改进贪心算法的大规模电动汽车充电行为优化[J]. 电力自动化设备,2016,36(10):38-44.
CHEN Jingpeng,PIAO Longjian,AI Qian. Charging optimization based on improved greedy algorithm for massive EVs[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(10):38-44.
- [6] 罗卓伟,胡泽春,宋永华,等. 电动汽车充电负荷计算方法[J]. 电力系统自动化,2011,35(14):36-42.
LUO Zhuowei,HU Zechun,SONG Yonghua,et al. Electric vehicle charging load calculation method[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(14):36-42.
- [7] 王辉,文福拴,辛建波. 电动汽车充放电特性及其对配电系统的影响分析[J]. 华北电力大学学报,2011,38(5):17-24.
WANG Hui,WEN Fushuan,XIN Jianbo. Charging and discharging characteristics of electric vehicles as well as their impacts on distribution systems[J]. Journal of North China Electric Power University,2011,38(5):17-24.
- [8] 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. Electric vehicle charging load forecasting method considering temporal and spatial distribution[J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(1):13-20.
- [9] LEE T K,BAREKET Z,GORDON T,et al. Stochastic modeling for studies of real-world PHEV usage:driving schedule and daily temporal distributions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2012,61(4):1493-1502.
- [10] 温剑锋,陶顺,肖湘宁,等. 基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析[J]. 电网技术,2015,39(6):1477-1484.

- WEN Jianfeng,TAO Shun,XIAO Xiangning,et al. Analysis on charging demand of EV based on stochastic simulation of trip chain[J]. Power System Technology,2015,39(6):1477-1484.
- [11] 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. Electric vehicle charging load forecasting model based on trip chain[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2015,30(4):216-225.
- [12] WANG D,GUAN X,WU J,et al. Analysis of multi-location PEV charging behaviors based on trip chain generation[C]//2014 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Taipei,China:IEEE,2014:151-156.
- [13] TANG D,WANG P. Probabilistic modeling of nodal charging demand based on spatial-temporal dynamics of moving electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2016,7(2):627-636.
- [14] 赵昕,关宏志,刘诗序. 基于出行链的有车家庭假日出行方式组合研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2011,35(6):1139-1142.
- ZHAO Xin,GUAN Hongzhi,LIU Shixu. Study on the combination of family holiday travel mode based on travel chain[J]. Journal of Wuhan University of Technology(Transportation Science Engineering),2011,35(6):1139-1142.
- [15] 崔杨,杨海威,李鸿博. 基于高斯混合模型的风电场群功率波动概率密度分布函数研究[J]. 电网技术,2016,40(4):1107-1112.
- CUI Yang,YANG Haiwei,LI Hongbo. Probability density distribution function of wind power fluctuation of a wind farm group based on the gaussian mixture model[J]. Power System Technology,2016,40(4):1107-1112.
- [16] LEE T K,ADORNATO B,FILIPPI Z S. Synthesis of real-world driving cycles and their use for estimating PHEV energy consumption and charging opportunities:case study for Midwest/U.S.[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2011,60(9):4153-4163.
- [17] IVERSEN E B,MORALES J M,MADSEN H. Optimal charging of an electric vehicle using a Markov decision process[J]. Applied Energy,2014,123(15):1-12.
- [18] IVERSEN B,MOLLER J K,MORALES J M. Inhomogeneous Markov models for describing driving patterns[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2017,8(2):581-588.
- [19] 李晓晔. 三次样条数据拟合的节点自适应选取算法[D]. 大连:大连理工大学,2008.
- LI Xiaoye. An adaptive algorithm for knots of cubic B-spline in data fitting[D]. Dalian:Dalian University of Technology,2008.
- [20] U.S. Department of Transportation,Federal Highway Administration. 2009 national household travel survey[EB/OL]. [2017-01-07]. <http://nhts.ornl.gov>.

作者简介:



赵书强

赵书强(1964—),男,河北景县人,教授,博士研究生导师,博士,主要从事电力系统分析与控制、电力系统规划与可靠性等方面的教学与科研工作(**E-mail**:zsqdl@163.com);

周靖仁(1992—),男,河北保定人,硕士研究生,主要研究方向为多能源电力系统源网荷协调调度研究(**E-mail**:zjr_arctic@126.com);

李志伟(1989—),男,河北饶阳人,博士研究生,主要研究方向为多能源电力系统源网荷协调调度研究(**E-mail**:yufengli2011@126.com);

张硕(1992—),男,河北石家庄人,硕士研究生,主要研究方向为多能源电力系统源网荷协调调度研究(**E-mail**:zhangshuo143@163.com)。

EV charging demand analysis based on trip chain theory

ZHAO Shuqiang,ZHOU Jingren,LI Zhiwei,ZHANG Shuo

(Department of Electric Power Engineering,North China Electric Power University,Baoding 071003,China)

Abstract: A method of EV(Electric Vehicle) charging demand analysis based on the trip chain theory is proposed. The daily probability distribution of EV parking durations in different regions is discussed. The least squares curve fitting is performed for the cubic B spline of EV spatial transition probability and the Monte Carlo method is combined with the NHTS2009 data for establishing the daily EV trip chain to precisely simulate user's behavior. Two kinds of charging behavior are designed,based on which,the EV charging demands of different parking regions are analyzed. The proposed method overcomes the shortages of traditional methods in the daytime EV charging demand analysis and has the advantages of high accuracy,clear principle and easy application.

Key words: electric vehicles; trip chain; Monte Carlo methods; charging behavior; charging demand