

基于时空特征变量数据分析的共享汽车 充电负荷预测方法

王浩林,张勇军,毛海鹏

(华南理工大学 电力学院,广东 广州 510640)

摘要:共享汽车大规模应用将会给电网运行和充电设施规划带来新的挑战。目前对共享汽车充电负荷的预测方法研究不够深入,为此提出了一种基于时空特征变量数据分析的共享汽车负荷预测方法。通过数据挖掘,构建了由时空特征变量支撑的二维动态交通行为模型。为了探讨共享汽车连续充电与集中充电的特性,设定了连续充电和集中充电2种充电情形,以此构建充电行为模型。通过蒙特卡洛法模拟共享汽车的交通-充电行为,计算得到不同时间、不同区域下共享汽车充电负荷的预测结果,并分析负荷对电网的影响。仿真分析结果表明,交互影响的时空特征变量能够合理描述共享汽车时空二维不确定变化的特点,所提方法能对随机分散的共享汽车充电负荷做出科学预测,为电网及用户共享汽车负荷管理策略的制定提供有效的依据。

关键词:共享汽车;数据分析;交通行为;充电行为;负荷预测

中图分类号:U 469.72;TM 761

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201911009

0 引言

随着环境问题的加剧和技术水平的提高,电动汽车(EV)在日常生活中愈发普及,成为绿色便捷的交通工具。为了缓解城市交通拥堵,共享汽车作为一种新兴的交通工具,将成为未来公共交通工具的主力军。共享汽车主要使用电力作为能源,其在未来大规模普及将会使智能电网和智慧交通紧密联系,两者间相互影响和支撑^[1]。综合考虑汽车交通出行的社会性行为以及共享汽车充电的物理性行为,对共享汽车进行充电负荷预测,这是连接智能电网和智慧交通的关键枢纽。

近年来,国内外学者对电动汽车负荷预测进行了大量的研究^[2-10]。文献[11-12]在对汽车起始充电时刻及行驶里程建模的基础上,结合荷电状态(SOC)等影响因素的模型,分析了不同车型的充电负荷。文献[13]建立了起始充电时刻和日行驶里程这2个相互独立的随机变量的数学概率模型,推导得到各个时刻的充电概率,进而计算得到充电负荷。文献[14-15]采用模糊推理法模拟用户的充电过程,计算得到不同区域电动汽车的充电概率和充电负荷。文献[16]根据停车生成率生成不同区域电动汽车的停车特性模型,得到空间分布的充电负荷。上述文献仅对电动汽车构造了若干时间或空间上的一维简单变量,以此为基础构建负荷预测模型。这类负荷预测方法仅在时间或者空间的维度上对负荷进行静态预测,缺乏全面描述电动汽车时空动态变化

的能力。文献[17-18]考虑电动汽车的时空变化,建立出行链模型,在此基础上利用蒙特卡洛模拟方法计算得到电动汽车的充电负荷。这类方法中的出行链有相对固定的时间、空间设置,对于交通特性较为单一定向的私家车而言,预测效果不错,但对于交通特性多元无序的共享汽车而言,则存在相当的缺陷。

不同于私家电动汽车,共享汽车作为公共交通工具,没有相对固定的行驶路线和时间,行驶特性和充电特性更加随机、分散。交通出行可以发生在任意时刻和地点,所处时间会影响用户对目的地的选择,而所在空间也会左右用户对时间的选择。目前对于共享汽车充电负荷预测方法的研究不够深入,简单的时空变化模型不符合其交通行为特点,应构建时空交互的二维动态交通行为模型,进而构建充电行为模型,并以此为基础对充电负荷进行预测。

共享汽车的交通行为与人的出行行为相关,具有社会学特征,要对其进行科学描述,可以采取大数据分析的方法,将社会学信息转换为数学信息。本文使用2017年美国交通部公布的美国国家车辆调查结果NHTS(National Household Travel Survey)的数据^[19]作为研究共享汽车交通行为的数据库。首先通过数据分析得到共享汽车行驶特性的相关关键数学指标模型,其次构造各数学指标模型的相互关系,建立完整的汽车交通行为模型,然后根据电学理论建立汽车的充电行为模型,最后利用蒙特卡洛模拟法抽取每一辆汽车的交通行为和充电行为,模拟充电过程。为了探讨共享汽车连续充电与集中充电2种充电模式的特性,本文设定了2种不同的充电情形,分别讨论了在工作日和休息日这2种有较大交通行为差别的时期,4类不同区域的共享汽车的充

收稿日期:2018-12-22;修回日期:2019-09-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777077)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777077)

电负荷情况,以及共享汽车的充电负荷对电网夏季和冬季典型负荷的影响。

1 交通行为特征变量分析

汽车的交通行为表现为在一定顺序时间尺度上空间位置的变化,要完整地描述交通行为,需要时间和空间2个特征变量。共享汽车的时间和空间变化随机、无序,没有相对固定的路线和时间点,应该对大量的交通数据进行数据分析,采用连续的时间和空间特征变量交互的交通行为特征变量对共享汽车的交通行为进行建模。

时间特征变量是描述用户出行在时间上变化规律的变量,包括起始出行时刻、行驶时长、停车时长等。通过以上几个时间特征变量可以得到用户一天的时间链。假设首次出行的起始出行时刻为 t_{s1} ,第 i 次行程的行驶时长为 t_{tri} ,第 i 次行程的停车时长为 t_{di} ,则可以得出第 i 次行程到达目的地的时刻 t_{ai} 和第 $i+1$ 次行程的起始出行时刻 $t_{s(i+1)}$,分别如式(1)和式(2)所示。

$$t_{ai} = t_{si} + t_{tri} \quad (1)$$

$$t_{s(i+1)} = t_{si} + t_{tri} + t_{di} \quad (2)$$

空间特征变量是描述用户出行在空间上变化规律的变量,包括目的地类型和行驶里程。根据城市的实际功能区,目的地可分为若干个区域,用 D_i 表示。空间特征变量之间的转换由该时刻的空间转移概率决定。第 i 次行程的行驶里程用 d_i 表示。根据以上2个空间特征变量的变化,可以得到用户一天的交通行为特性。

当用户进行交通出行时,由于用户的行为特征会随着不同的时间和不同的地点而发生变化,因此时间特征变量和空间特征变量是交互影响的。如用户在不同区域的首次起始出行时刻和停车时长会不同,用户在不同时间的目的地选择也会不同。故时间链和空间链不是相互独立的,必须充分考虑两者的交互特性,进行综合研究。

2 时空特征变量的数据分析

共享汽车用户交通行为的随机性强,时间特征变量和空间特征变量是分散的,要从中抽象得到数学模型进行研究,需要对海量的随机数据进行分析从而得到相对精确的逻辑模型。本文利用大数据分析,将社会学信息转换为数学信息,以此来研究用户的交通行为。目前缺少电动汽车交通信息的统计资料,所以本文利用燃油车的出行数据代替电动汽车的数据进行研究。本文所用数据来源于2017年美国交通部公布的NHTS^[19]。

2.1 出行目的地

汽车的出行目的地众多,对2017年美国交通部

公布的NHTS中的数据分析,得到共享汽车出行目的地的占比如表1所示。

表1 共享汽车出行目的地的占比

Table 1 Proportion of shared electric vehicle's travel destination

出行日类型	出行目的地占比/%				
	生活区	工作区	商业区	休闲区	其他区
工作日	37.9	15.1	24.7	14.9	7.4
休息日	40.1	5.7	30.8	18.1	5.3

由表1可知,共享汽车的出行目的地可归类为生活区(D_1)、工作区(D_2)、商业区(D_3)、休闲区(D_4)、其他区(D_5),其中其他区(D_5)的占比较小,在本文研究中将其忽略。可见,共享汽车在工作日和休息日所选择的目的地有较为明显的差别。特别地,由于共享汽车具有公共交通工具的属性,其首次出行的起始地与私家车不同,可以是 D_1 — D_4 中的任意区域。

2.2 空间转移概率矩阵

用户在某一时刻、某一起点开始行程,到达的目的地可以是 D_1 — D_4 中的任意区域,不同目的地的转移概率不同,可以用一个按照某一时段 t_k 离散化的 4×4 阶矩阵 P_k 来描述该时段内的空间转移情况。 k 为离散化后的时间间隔数, P_k 为在 k 个时段内的空间转移概率矩阵,矩阵 P_k 的第 i 行第 j 列元素表示从 D_i 出发并到达 D_j 的概率。本文将1 d以2 h为间隔划分为 $k=12$ 个时段,根据数据分析结果可以分别得到工作日和休息日12个时段的空间转移矩阵。如 P_{4day} 、 P_{4end} 分别为工作日和休息日06:00—08:00时段的空间概率转移矩阵,如下所示:

$$P_{4day} = \begin{bmatrix} 0.056 & 0.734 & 0.132 & 0.078 \\ 0.225 & 0.572 & 0.139 & 0.064 \\ 0.229 & 0.532 & 0.189 & 0.050 \\ 0.491 & 0.262 & 0.110 & 0.137 \end{bmatrix}$$

$$P_{4end} = \begin{bmatrix} 0.125 & 0.242 & 0.286 & 0.347 \\ 0.492 & 0.291 & 0.148 & 0.069 \\ 0.436 & 0.130 & 0.295 & 0.139 \\ 0.463 & 0.060 & 0.184 & 0.293 \end{bmatrix}$$

2.3 首次出行起始时刻

共享汽车首次出行的地点可在 D_1 — D_4 中任意选择,由数据分析结果可得到工作日和休息日的概率分布。

根据数据拟合结果,共享汽车的首次出行时刻符合多维正态分布,如式(3)所示。

$$f(t_{s1}) = \sum_{i=1}^n a_i N(\mu_i, \sigma_i^2) \quad (3)$$

其中, a_i 为各个标准正态分布在多维正态分布中所占的比例,且有 $\sum_{i=1}^n a_i = 1$; n 为多维正态分布的维数; $N(\mu_i, \sigma_i^2)$ 为标准正态分布函数, μ_i 、 σ_i 分别为标准正

态分布函数的期望和标准差。

对工作日和休息日的首次出行时刻数据进行分析,概率密度分布如图1所示。用多维高斯分布进行数据拟合,各类拟合阶数误差如表2所示。表2中的SSE、R-square、RMSE是高斯拟合效果的评价指标,分别表示残差平方和、相关度和均方根误差。SSE和RMSE越小、R-square越大,说明拟合越准确。

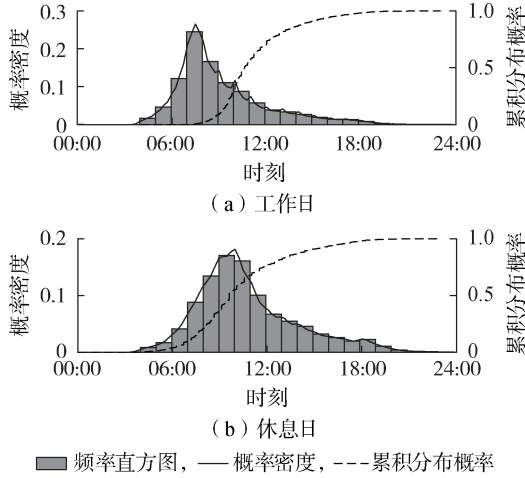


图1 工作日及休息日首次出行时刻的概率密度分布

Fig.1 Probability density distribution of first travel time on weekdays and rest days

表2 高斯拟合误差

Table 2 Gaussian fitting error

出行日类型	阶数	SSE	R-square	RMSE
工作日	1	0.0099	0.9235	0.0101
	2	0.0028	0.9779	0.0055
	3	0.0028	0.9781	0.0056
休息日	1	0.0118	0.9119	0.0111
	2	0.0023	0.9801	0.0078
	3	0.0013	0.9905	0.0037

表2所示结果表明,工作日首次出行时刻的2、3阶高斯拟合效果优于1阶高斯拟合效果,2阶与3阶高斯拟合的效果相当,为了简化分析,工作日首次出行时刻可选取二维高斯分布;休息日的3阶高斯拟合效果优于1、2阶高斯拟合效果,因此休息日首次出行时刻选取三维高斯分布。工作日、休息日的概率密度参数见表3。

表3 首次出行时刻的概率密度参数

Table 3 Probability density parameters of first travel time

出行日类型	阶数	a_i	μ_i/h	σ_i/h
工作日	1	0.34	7.46	0.77
	2	0.66	9.20	2.75
	3	—	—	—
休息日	1	0.05	9.90	0.67
	2	0.51	9.17	1.70
	3	0.44	12.59	3.78

2.4 行驶时长

共享汽车行驶时长与起讫点类型有关,对数据按照起点、终点进行拟合,行驶时长符合对数正态分布,如式(4)所示。

$$f(t_{tr}) = \frac{1}{t_{tr}\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln t_{tr} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

其中, t_{tr} 为行驶时长; μ 、 σ 分别为相应起讫点的期望和标准差。工作日 μ_{day} 、 σ_{day} 的取值和休息日 μ_{end} 、 σ_{end} 的取值如下所示:

$$\begin{aligned} \mu_{day} &= \begin{bmatrix} 2.80 & 2.89 & 2.51 & 2.61 \\ 2.97 & 2.83 & 2.48 & 2.67 \\ 2.58 & 2.34 & 2.20 & 2.50 \\ 2.59 & 2.50 & 2.42 & 2.50 \end{bmatrix} \\ \sigma_{day} &= \begin{bmatrix} 1.13 & 0.81 & 0.80 & 0.93 \\ 0.84 & 0.99 & 0.86 & 0.95 \\ 0.80 & 0.85 & 0.95 & 0.99 \\ 0.92 & 0.94 & 0.88 & 1.00 \end{bmatrix} \\ \mu_{end} &= \begin{bmatrix} 2.81 & 2.83 & 2.52 & 2.63 \\ 2.91 & 2.87 & 2.49 & 2.69 \\ 2.60 & 2.42 & 2.23 & 2.59 \\ 2.66 & 2.74 & 2.51 & 2.70 \end{bmatrix} \\ \sigma_{end} &= \begin{bmatrix} 1.09 & 0.85 & 0.80 & 0.91 \\ 0.86 & 1.05 & 0.85 & 0.94 \\ 0.82 & 0.94 & 0.98 & 1.00 \\ 0.95 & 0.98 & 0.88 & 1.10 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

图2为工作日生活区-工作区和休息日生活区-商业区行驶时长的概率分布曲线。

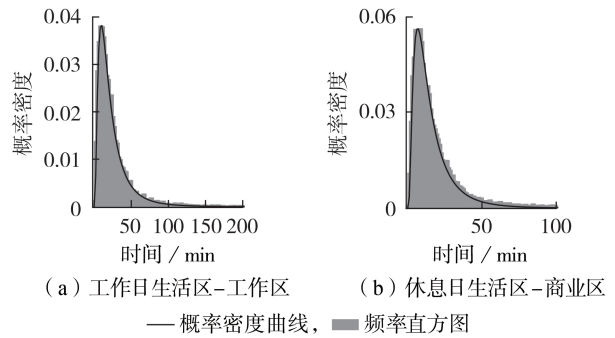


图2 行驶时长的概率分布曲线

Fig.2 Probability distribution curve of travel time

2.5 行驶里程

汽车在城市中行驶基本上可以视为匀速行驶。因此行驶里程 d 可近似表示为:

$$d = v(t_{tr})t_{tr} \quad (5)$$

其中, $v(t_{tr})$ 为平均速度,在该段匀速行驶的过程中将其视为常数。由中心极限定理和大数定律可知, d 满足正态分布,其期望 $\mu_d(t_{tr})$ 和标准差 $\sigma_d(t_{tr})$ 应与该段行程的行驶时长 t_{tr} 有关。由前文可知, t_{tr} 主要集

中在 200 min 内,现将 t_w 以 20 min 为一个窗口进行数据分析,得到各个时间窗口中 μ_d 和 σ_d 的值,如表 4 所示。

表 4 行驶里程对数分布参数

Table 4 Logarithm distribution parameters of travel distance

时间窗口/min	μ_d/km	σ_d/km	时间窗口/min	μ_d/km	σ_d/km
(0,20]	2.900	3.710	(100,120]	85.133	139.878
(20,40]	11.600	8.220	(120,140]	109.920	152.610
(40,60]	21.990	18.330	(140,160]	146.134	239.085
(60,80]	40.070	57.580	(160,180]	176.081	222.590
(80,100]	58.110	86.100	(180,200]	217.066	325.363

2.6 停车时长

不同的区域代表着用户的不同行为,汽车每一次的行程在 4 类区域的停车时长不同。按照停车地点的分类,对数据进行拟合可以得到停车时长满足对数正态分布。特别地,汽车最后一次行程的停车时长由行程结束时刻和第二天首次出行时刻决定。停车时长的对数分布参数如表 5 所示。表中 μ_{td} 、 σ_{td} 分别为停车时长分布的期望和标准差。

表 5 停车时长对数分布参数

Table 5 Logarithm distribution parameters of parking time

出行日类型	μ_{td}/min				σ_{td}/min			
	D_1	D_2	D_3	D_4	D_1	D_2	D_3	D_4
工作日	4.34	6.20	3.12	3.7	1.18	1.15	1.00	1.39
休息日	4.49	5.17	3.29	4.1	1.16	1.36	1.01	1.37

3 充电行为分析

3.1 充电情形设置

共享汽车目前的运营模式一般是在车主取车且使用完毕之后停放到停车处进行充电。该模式可以保证汽车电量充足从而不影响下一阶段的行驶,但是充电次数频繁,对充电设备和电池有损耗。此外,可以采取另外一种模式:对共享汽车设置一个电量下限值,使用完毕之后如果电量低于下限值则充电,否则不充电。本文将设置 2 种充电情形进行负荷预测。

情形 1:连续充电,汽车结束每一段行程后进行充电,充电时长不得超过停车时长。

情形 2:集中充电,汽车结束每一段行程后,根据式(6)判断剩余电量,决定是否充电。本文不考虑不充电情况下汽车剩余电量不足以支持下一段行程的情况,在此种情况下默认汽车临时停车补充电量。

$$ESOC_i - d_i k \leq 0.4E \quad (6)$$

其中, E 为汽车电池容量,单位为 $\text{kW}\cdot\text{h}$; d_i 为第 i 次行程的行驶里程,单位为 km ; k 为汽车每公里耗电量,单位为 $\text{kW}\cdot\text{h}/\text{km}$; SOC_i 为第 i 次行程的 SOC。

在上述 2 种情形下,当汽车在第 i 次行程到达目的地 $D_{(i+1),j}$ 充电时,若满足式(7),则选择慢充;否则,选择快充。

$$ESOC_i - d_i k + P_s t_c \geq 0.2E \quad (7)$$

其中, P_s 为慢充功率,单位为 kW ; t_c 为充电时长,单位为 h 。

充电结束后,第 $i+1$ 次行程的 SOC_{i+1} 为:

$$SOC_{i+1} = \frac{ESOC_i - d_i k + P t_c}{E\eta} \quad (8)$$

其中, η 为充电效率,取值为 0.9; P 为慢充或快充功率,单位为 kW 。

3.2 充电过程模拟

以深圳市目前几大共享汽车运营商投入的主力车型——“北汽 ec200”型电动汽车以及深圳市充电设施的充电功率为例,进行如下参数设置:电动汽车的电池容量 $E=20 \text{ kW}\cdot\text{h}$;电动汽车每公里耗电量 $k=0.15 \text{ kW}\cdot\text{h}/\text{km}$;快充功率 $P_f=60 \text{ kW}$;慢充功率 $P_s=7 \text{ kW}$;若汽车行程的结束时刻超过 24:00,则该次行程为最后一次行程。

蒙特卡洛法是一种用海量随机数据模拟精确逻辑的思想方法,一种用数量得到质量的计算思想。本文利用蒙特卡洛法模拟共享汽车的交通行为和充电行为,计算得到充电需求。充电需求的计算流程如图 3 所示。

4 负荷预测结果及电网负荷分析

未来,共享汽车在各大城市将会越来越普及,本文考虑充电设施充足,设定深圳市的共享汽车数量为 30 万辆,模拟其交通行为和充电行为,计算 2 种充电情形下汽车工作日和休息日在 4 类区域的充电负荷。

图 4 为汽车工作日和休息日在 2 种充电情形下的负荷曲线。情形 1 的充电负荷从 06:00 之后持续增加至 21:00 左右,而情形 2 的充电负荷则主要集中在凌晨 02:00,然后开始持续下降。由于情形 1 是停车即充,汽车的充电次数与共享汽车的使用频率一致,人们出行的频率越高则充电负荷相应越大。情形 2 是少电即充,因此充电次数相对较少,而城市中一般为短途行程,汽车一般在凌晨结束行程后电量最少的时候集中充电,在其余时段较少充电。情形 1 的充电负荷表现为“小、多、散”,情形 2 的充电负荷表现为“大、少、聚”。由图可知,凌晨集中充电,情形 2 的负荷远大于情形 1;白天连续充电,情形 2 的负荷远小于情形 1。由图可见,连续充电的负荷变化相对平稳,峰谷差较小,集中充电的负荷变化相对剧烈,峰谷差较大。

2 种情形下共享汽车在 4 类区域的充电负荷曲线分别见图 5 和图 6。由图可知,情形 1 下休息日生

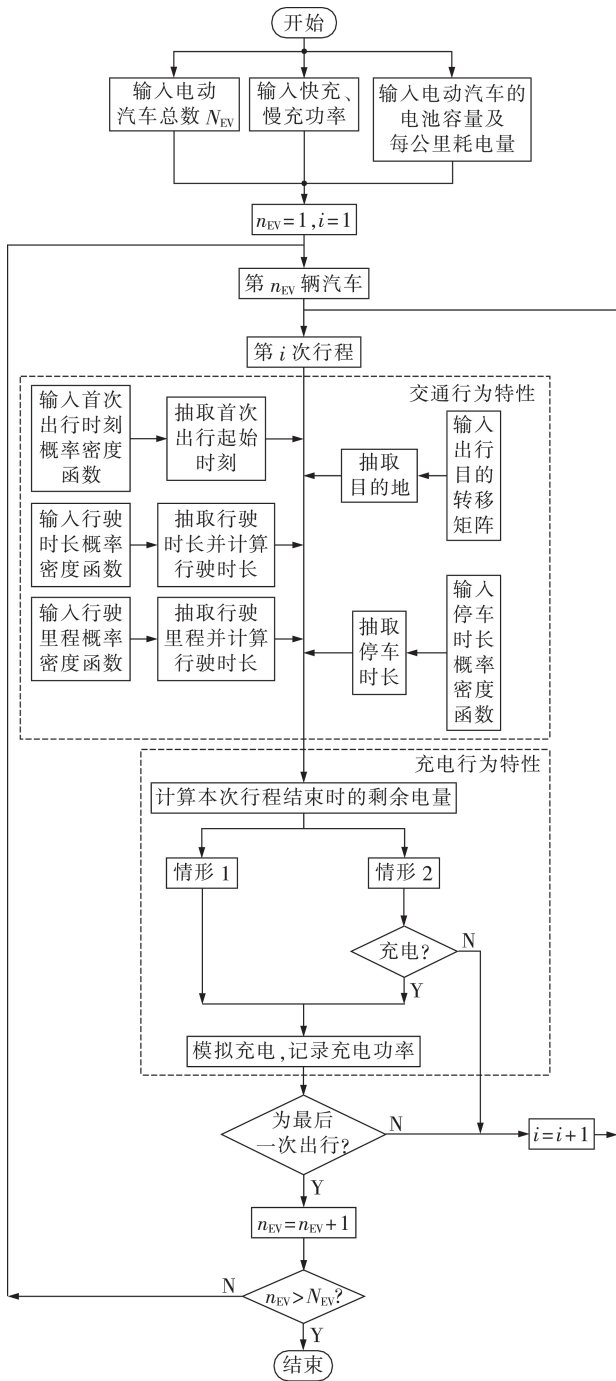


图 3 充电需求计算流程

Fig.3 Flowchart of calculating charging demand

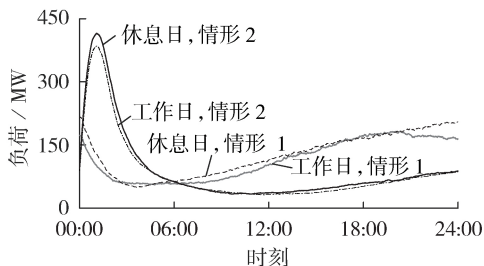


图 4 2 种充电情形下的充电负荷曲线

Fig.4 Charging load curves under two charging situations

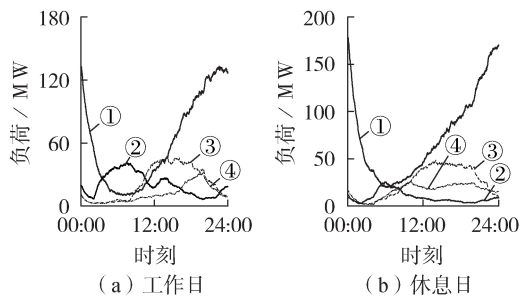


图 5 情形 1 下 4 类区域的充电负荷曲线

Fig.5 Charging load curves of four types of regions under Situation 1

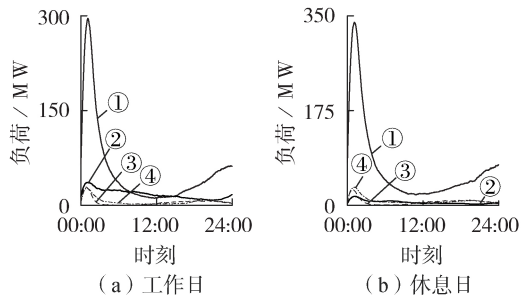


图 6 情形 2 下 4 类区域的充电负荷曲线

Fig.5 Charging load curves of four types of regions under Situation 2

活区的负荷大于工作日,且负荷开始增加时刻要早于工作日,说明休息日用户在家的时间更长。情形 2 下生活区的负荷占总负荷的 90% 以上,这意味着用户最后一次出行后基本上选择回家并进行充电。2 种情形下,工作日工作区的负荷要远大于休息日;商业区和休闲区负荷曲线的变化规律基本一致,情形 1 下这 2 类区域的负荷集中于中午至晚上,反映了在该时段用户购物休闲行为的集中。运营商可以考虑在生活区多规划充电桩,在商业区和休闲区的晚间时段制定灵活的充电计价方法,鼓励用户充电,从而增加收益。

夏季、冬季共享汽车充电负荷对电网的影响结果分别见图 7 和图 8。由图可知,大量共享汽车充电会对电网造成影响。相比于夏季电网,充电负荷对冬季电网的影响更大,充电负荷最大在凌晨会使冬季电网负荷提升大约 17%,电网负荷的集中加剧会给电网的稳定性带来挑战。情形 1 下的充电负荷对电网的冲击较小,充电负荷的变化规律与电网的负荷规律有较强的相关性,可视为将充电负荷平摊到各个时刻的电网负荷,使其均匀增加;情形 2 下的充电负荷对电网的冲击较大,集中在凌晨时段,但是凌晨集中的大负荷对电网负荷起到填谷的作用,使得全天整个电网的负荷波动更小。

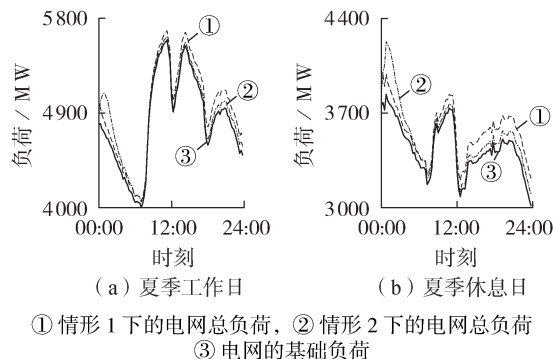


图7 夏季充电负荷对电网的影响

Fig.7 Influence of summer charging load on power grid

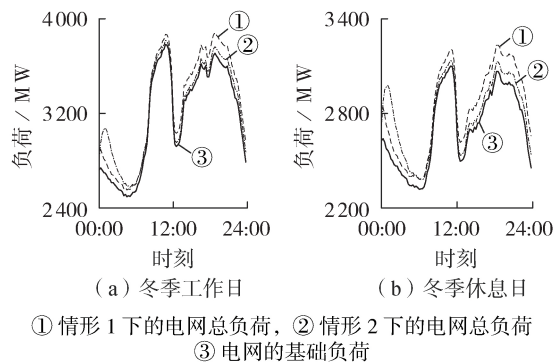


图8 冬季充电负荷对电网的影响

Fig.8 Influence of winter charging load on power grid

5 结论

(1)本文通过数据分析方法,将社会信息转化为数学信息,以此构建的时空特征变量交互的交通行为特性模型比较符合共享汽车特殊的行驶特性,对其负荷预测的方法具有科学性。

(2)4类不同区域在工作日和休息日的充电负荷有显著的差异。据此,电网公司可以通过合理规划各区域的充电桩以及制定灵活的电价,引导用户有序充电。共享汽车运营商可制定充电计费策略、提供增值服务、提高共享汽车的运营质量等。

(3)未来,共享汽车大量接入电网后会给电网带来一定的冲击,其中以冬季电网负荷为甚。连续充电模式对电网的冲击相对平均缓和,能确保汽车电量充足,但是频繁充电会损耗设备,经济性不足;而集中充电对电网的冲击相对激烈,但是凌晨集中充电可以对电网产生填谷效用,有利于电网的运行,最大化充电效率,节约成本,但用户需规划行程以避免电量不足。

参考文献:

[1] 李立涅,张勇军,陈泽兴,等. 智能电网与能源网融合的模式及其发展前景[J]. 电力系统自动化,2016,40(11):1-9.
LI Licheng, ZHANG Yongjun, CHEN Zexing, et al. Merger between smart grid and energy-net: mode and development prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(11):

1-9.
[2] 陈静鹏,艾芊,肖斐. 基于用户出行需求的电动汽车充电站规划[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):34-39.
CHEN Jingpeng, AI Qian, XIAO Fei. EV charging station planning based on travel demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6):34-39.
[3] YI F, LI F. 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, USA: IEEE, 2012:1-6.
[4] 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.
[5] QIAN K J, ZHOU C K, 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.
[6] 朱慧婷,杨雪,陈友媛. 电动汽车充电负荷预测方法综述[J]. 电力信息与通信技术,2016,14(5):44-47.
ZHU Huiting, YANG Xue, CHEN Youyuan. Overview of the charging load forecasting methods of plug-in electric vehicles [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2016, 14(5):44-47.
[7] 胡宇航,皮一晨,崔静安,等. 电动汽车充电站负荷建模研究[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(8):107-112.
HU Yuhang, PI Yichen, CUI Jing'an, et al. Research on electric vehicle charging station modeling[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(8):107-112.
[8] 王鑫,周步祥,唐浩. 考虑用户因素的电动汽车有序充放电控制策略[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(4):129-137.
WANG Xin, ZHOU Buxiang, TANG Hao. A coordinated charging/discharging strategy for electric vehicles considering customers' factors[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4):129-137.
[9] 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.
[10] GHIASNEZHAD N, FILIZADEH S. Location-based forecasting of vehicular charging load on the distribution system[C]//2014 IEEE PES General Meeting / Conference & Exposition. National Harbor, MD, USA: IEEE, 2014:1.
[11] 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):22-27,35.
YANG Bing, WANG Lifang, LIAO Chenglin. Research on power-charging demand of large-scale electric vehicles and its impacting factors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(2):22-27, 35.
[12] 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. Study on plug-in electric vehicles charging load calculating[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14):36-42.
[13] 田立亨,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.
[14] GHIASNEZHAD OMRAN N, FILIZADEH S. Location-based forecasting of vehicular charging load on the distribution system [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2):632-641.

- [15] 苏小林,张艳娟,武中,等. 规模化电动汽车充电负荷的预测及其对电网的影响[J]. 现代电力,2018,35(1):45-54.
SU Xiaolin,ZHANG Yanjuan,WU Zhong,et al. Forecasting the charging load of large-scale electric vehicle and its impact on the power grid[J]. Modern Electric Power,2018,35(1):45-54.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 赵书强,周靖仁,李志伟,等. 基于出行链理论的电动汽车充电需求分析方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(8):105-112.

ZHAO Shuqiang,ZHOU Jingren,LI Zhiwei,et al. EV charging demand analysis based on trip chain theory[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(8):105-112.

- [19] U.S. Department of Transportation,Federal Highway Administration. 2017 national household travel survey[EB/OL]. [2018-07-16]. <http://nhts.ornl.gov>.

作者简介:



王浩林

王浩林(1994—),男,江西永丰人,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车负荷预测(E-mail:ranger.chn@foxmail.com);

张勇军(1973—),男,广东河源人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为电力系统无功规划等(E-mail:zhangjun@scut.edu.cn);

毛海鹏(1994—),男,安徽枞阳人,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车负荷预测(E-mail:1021639323@qq.com)。

(编辑 陆丹)

Charging load prediction method of shared vehicles based on data analysis of spatiotemporal characteristic variables

WANG Haolin,ZHANG Yongjun,MAO Haipeng

(School of Electric Power,South China University of Technology,Guangzhou 510640,China)

Abstract: The large-scale application of shared vehicles will bring new challenges to power grid operation and charging facility planning. At present,the research on the prediction method of shared vehicle charging load is not thorough enough,therefore,a load prediction method based on data analysis of spatiotemporal characteristic variables is proposed. Through data mining,a two-dimensional dynamic traffic behavior model supported by spatiotemporal characteristic variables is constructed. In order to explore the characteristics of continuous charging and centralized charging of shared vehicles,two charging scenarios of continuous charging and centralized charging are set up,based on which,the charging behavior model is established. The Monte Carlo method is used to simulate the traffic-charging behavior of shared vehicles,and the predictive results of charging load at different times and areas are calculated,and the influence of the load on the power grid is analyzed. Simulation analysis results show that the spatiotemporal characteristic variables of interaction can reasonably describe the characteristics of time-space two-dimensional uncertain changes of shared vehicles,and the proposed method can make scientific prediction on the randomly dispersed shared vehicle charging loads,providing an effective basis for the formulation of load management strategies for power grids and shared vehicle users.

Key words: shared vehicles;data analysis;traffic behavior;charging behavior;load prediction