

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2024.03.022

数据驱动下小型纯电动汽车充电策略研究

李美洲¹, 陈辰^{*2}, 倪洪飞², 王一博²

(1. 中铁十九局集团矿业投资有限公司, 北京 100070;

2. 清华大学 苏州汽车研究院, 江苏 苏州 215000)

摘要: 随着能源危机和环境污染的日益加剧, 电动汽车凭借自身低碳环保的特性使得纯电动汽车市场得到广泛关注并迅速扩张。然而, 有限的电池容量、多样化的出行需求、充电设施的服务与需求不匹配等诸多问题逐渐成为电动汽车发展的瓶颈问题。考虑用户日常出行需求, 优化电动汽车的续航里程是解决这一问题的可行途径之一。通过对驾驶和充电行为进行建模, 提出了一种用于电池电动汽车 (BEV) 最佳行驶里程的仿真方法。BEV 用户的驾驶和充电模式是通过从中国上海收集的实际数据来重构日常出行链。同时, 在日常出行链中定义了日常出行和每次出行的相互依赖的行为变量。为满足练习场的适应度目标, 采用蒙特卡罗方法建立了一个随机模拟框架。最后, 在考虑用户异质性的情况下, 分析了不同充电场景下的最优续航里程。结果表明: 通过每日出行和每次出行的行为变量可以重构每日出行链, Copula 函数检测的变量之间存在相关性; 不同日常出行需求的用户有不同的最优续航里程; 在选择纯电动汽车时, 建议用户考虑每天行驶的车辆公里数不超过电池续航里程的 34%; 增加充电次数和充电功率更有利于日常出行需求高的用户; 在满足出行需求的前提下, 增加快充功率的有益效果将逐渐减弱。

关键词: 汽车工程; 驾驶和充电策略; 数据驱动仿真; 每日行程链; 纯电动汽车

中图分类号: U-9

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268 (2024) 03-0190-09

Study on Charging Strategy of Light-duty BEV Driven by Data

LI Mei-zhou¹, CHEN Chen^{*2}, NI Hong-fei², WANG Yi-bo²

(1. China Railway 19th Bureau Group Mining Investment Co., Ltd., Beijing 100070, China;

2. Suzhou Automotive Research Institute, Tsinghua University, Suzhou, Jiangsu 215000, China)

Abstract: With the increasing energy crisis and environmental pollution, electric vehicles have attracted wide attention and expanded rapidly in the market due to their low-carbon and environmentally friendly characteristics. However, many problems such as limited battery capacity, diversified travel demand and mismatch between service and demand of charging facilities have gradually become the bottleneck of the development of electric vehicles. Considering the daily travel needs of users and optimizing the driving range of electric vehicles is one of the feasible ways to solve the problems. A simulation method for the optimal mileage of battery electric vehicle (BEV) is proposed by modeling driving and charging behaviors. The driving and charging modes of BEV users are characterized by reconstructing daily travel chains based on actual data collected from Shanghai, China. Simultaneously, the interdependent behavior variables of daily travel and each travel are defined in the daily travel chain. In order to meet the fitness goal of the exercise field, a random simulation framework is established with Monte Carlo method. Finally, considering the heterogeneity of users, the optimal mileage with different charging scenarios is analyzed. The result shows

收稿日期: 2023-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62273085)

作者简介: 李美洲 (1982-), 男, 辽宁辽阳人, 高级工程师. (meizhou82@163.com)

* 通讯作者: 陈辰 (1996-), 女, 江苏盐城人, 硕士. (chenchen@tsari.tsinghua.edu.cn)

that the daily travel chain can be reconstructed by using the behavioral variables of daily travel and each travel, and there is a correlation among the variables detected by the Copula function. Users with different daily travel needs have different optimal mileage, when choosing a BEV, users are recommended to consider that the number of vehicle kilometers per day is less than 34% of the battery endurance mileage. Increasing charging opportunities and charging power is more conducive to drivers with high daily travel demand. Under the premise of meeting travel demand, the beneficial effect of increasing fast charging power will gradually weaken.

Key words: automotive engineering; driving and charging strategies; data-driven simulation; daily itinerary chain; BEV

0 引言

纯电动汽车 (Battery Electric Vehicle, BEV) 只有电池提供能源供给, 电动机提供动力, 以此驱动汽车前行, 因此具有零尾气排放、低噪音、维护方便、能量转换效率高等突出优势。BEV 的部署有助于减少对石油的依赖, 改善空气质量, 并减少污染和温室气体排放^[1]。推动纯电动汽车的发展被认为是治理大都市严重空气污染的有前景的解决方案之一^[2-3]。补贴和税收抵免等激励措施有效地促进了公众对电动汽车的接受度, 例如, 在北京、上海、杭州等中国许多特大城市, 每月发放的车牌数量 (汽车保有量) 受到严格控制, 当地政府还推出了纯电动汽车的免费上牌政策^[4]。

然而, 由于电池容量和充电设施有限, 充电不便仍然是 BEV 推广的重要障碍^[5]。与传统的内燃机汽车 (Internal Combustion Engine Vehicle, ICEV) 相比, BEV 的行驶里程较短, 一般为 150~400 km。同时, 充电通常需要数小时^[6]。由于里程焦虑^[7], 潜在客户一再被发现更喜欢具有相当高可用里程的车辆。长续航里程的设计虽然有助于缓解用户的里程焦虑, 但会导致更高的购买支出, 同时降低了可负担性和成本效益^[8]。根据用户日常出行需求, 优化纯电动汽车的续驶里程是解决这一问题的可行途径之一, 也是本研究的突破方向。

当前, 研究人员基于新能源汽车 (New Energy Vehicle, NEV) 的轨迹数据, 对用户的出行和充电行为进行了一系列研究。为了了解出行和充电行为, 现有的许多研究集中在每天行驶距离的分布^[9]、充电开始时间^[10]、每日车辆行驶里程 (Daily Vehicle Kilometer Traveled, DVKT)^[11-12]、连续充电之间的距离^[13]、充电前后的电池充电状态 (SOC)^[14]。例如, Wu 等^[9]收集了 403 辆插电式混合动力汽车的出行数据, 分析了每日行驶里程和 2 次充电之间行驶里程

的影响。魏恒等^[15]在汽车实际行驶工况的基础上, 结合主成分分析和模糊聚类的方法提出了一种在线行驶里程估计的模型。Pearre 等^[13]分析了美国亚特兰大市 470 辆 50 d 以上出行数据, 发现 DVKT 分布的最高概率为 19.2~25.6 km, 观察到不同司机的驾驶距离差异很大。

基于 ICEV 和 NEV 用户的驾驶行为, 研究如何优化电动汽车的电池容量或续驶里程。Li 等^[16]提出了一种混合分布模型来描述每日行驶里程, 以优化电池容量。此外, Dong 等^[17]通过随机建模方法提出了 BEV 可行性的概念, 以表征 BEV 驾驶员的行为, 研究了具有不同驾驶特性的驾驶员的舒适度范围, 以探索减少里程焦虑的解决方案。然而, 尽管表征 BEV 的驾驶模式是随机的, 但研究人员发现这些变量是相互依赖的。在使用非参数 Copula 函数对 6 个变量之间的依赖结构进行建模后, Brady 等^[18]应用随机模拟方法来生成每日出行和充电配置文件的时间表。

特定 BEV 车主的出行模式相对恒定, 但不确定性使得出行需求因不同驾驶员而异, 即驾驶员间异质性。朱成等^[19]针对不同用户习惯下的整车能耗差异、动力电池放电差异进行对比, 分析了用户使用习惯对整车续航里程的影响。Yang 等^[10]使用从上海市 50 辆 BEV 收集的数据, 发现驾驶员之间的驾驶和充电行为在每天行驶距离、充电开始时间、每日充电事件次数、连续充电之间行驶距离、充电前后 SOC 和充电时间方面存在异质性。由于存在异质性, 汽车制造商要让行驶里程与驾驶员的出行需求完全相等是不现实的。结合行程链理论的蒙特卡罗模拟方法常用于刻画驾驶员的随机行为。例如, 基于美国全国家庭出行调查 (NHTS) 的调查数据, 温剑锋等^[20]拟合了出行链的特征, 并通过蒙特卡罗模拟方法分析了充电需求。Zhao 等^[21]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, 应用蒙

特卡罗方法探索电动汽车一日出行不同区域停车时间的概率分布特征。

综上所述,对于优化续航里程的研究,在建模过程中考虑行为变量与用户异质性之间的相关性是合理的。此外,很少利用实际的 BEV 使用数据来支持用户基于出行和充电行为的日常出行链重构。针对上述方法和不足,本研究通过考虑每日出行变量与每次出行的相关性,提出一种基于每日用户出行链的概率分布模型。结合不同的场景设置,使用蒙特卡罗模拟方法分析具有不同驾驶行为的用户以获得最佳行驶里程。

1 问题定义

1.1 电动汽车出行链

对于“出行链”一词,每人有不同的定义^[22]。为了描述每个人的日常活动,本研究将出行链定义为以停留为界的一系列出行。往返于 2 个主要目的地(例如回家上班或上班回家)的出行由电力驱动,2 次连续出行之间的停留为 BEV 提供了充电机会。

假设 BEV 驾驶人在出行当天早上带着满电离家,第 1 次出行的出发时间 T_0 被记录下来。用第 1 次行程的行驶时间 t_1 和第 1 次行程的行驶速度 v_1 ,估算出第 1 次行程的行驶距离和消耗的能量。下次行程的出发时间由第 1 次行程后的停留时间 s_1 决定。考虑到停留时间足够长,电池剩余电量(State of Charge, SOC)低于某个值,并且所在的充电设施可用,驾驶人可以在停留地点插入他们的车辆。在当天总行程次数 N 后,驾驶人返回家中,记录每天行驶的车辆千米数 D 。第 n 次行程消耗的电能 E_n^e 可以通过第 n 次行程的行驶时间 t_n 和第 n 次行程的平均行驶速度 v_n 来估算。从第 n 次停留获得的能量 E_n^c 由第 n 次停留的时间长度 s_n 和充电设施的功率决定。因此,每日出行链由上述决定因素构成,其中包括描述每日出行和每次出行的各种行为变量。

日常出行链的行为变量汇总见表 1。行为变量的分布来自 2.1 节从中国上海市收集的 BEV 数据集。一旦给出了充电基础设施的覆盖范围,就可以量化续航里程的适应度,表明纯电动汽车的续航里程是否能够覆盖日常出行链。

1.2 行为变量的相关性

日常出行链中的行为变量是相互影响的,不是独立分布的。研究证明了每日出行变量之间的相关性^[18],即应用 Copula 函数组合每日出行次数 N 、

表 1 日常出行链的行为变量汇总

Tab. 1 Summary of behavioral variables of daily travel chain

	travel chain
每日出行变量	每日出行次数 N
	首趟出发时间 T_0
	每日车辆行驶千米数 D
每次行程的变量	每次行程的变量第 n 次行程的行程时间 t_n
	第 n 次行程的平均行驶速度 v_n
	2 次连续行程之间的停留时间 s_n
充电时的变量	充电前 SOC 充电变量 SOC'_n

第 1 次出行的出发时间 T_0 、每日车辆行驶公里数 D 之间的分布。Copula 函数被称为“连接函数”或“依赖函数”,它是将多个随机变量的联合分布与其各自的边缘分布联系起来的函数。具体来说,根据 Sklar 定理,如果它们的联合分布函数可以表示为 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 分别具有累积分布函数 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$ 的连续随机变量,通过 C 进行连接:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C[F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)]. \quad (1)$$

此外,每次出行的 3 个行为变量不仅相互影响,还依赖于日常出行的 3 个变量。式 (2) 建立了每个行程变量和每日行程变量之间的联系:

$$D = \sum_{n=1}^N t_n \cdot v_n. \quad (2)$$

1.3 续驶里程的适用度

由于电池续航里程有限且充电基础设施不足,纯电动汽车用户的出行需求可能受到限制。BEV 用户可在每次出行前检查剩余 SOC。一旦行驶距离超出剩余范围,驾驶人必须给电池充电或改变出行计划。这种情况被称为“里程限制”^[23]。里程限制发生的次数越多,用户满意度就越低。

本研究通过模拟重建了 BEV 用户的日常出行链,剩余 SOC 由前一次旅行消耗的能量和充电机会的可用性决定。一旦没有充电机会,当剩余的电池续航里程不够下次出行时,可能会出现“续航里程受限”的情况,必须终止行程链,因为电池可能会耗尽。可以推测,电池越大,出现续航里程限制的可能性就越小。续驶里程的适应度定义为:

$$\theta = \left[1 - \frac{\tau(R)}{M} \right] \times 100\%, \quad (3)$$

式中 M 为 BEV 用户的出行天数。通过在日常出行链中加入随机分布的变量,所提出的电池适应度测量可以结合随机驾驶员行为。如果 BEV 的模拟出行天

数为 10 000 d, 则适应度 $\theta=95\%$ 意味着 BEV 有 50 d 不能满足出行者的出行需求。

2 驾驶员行为建模

2.1 数据描述

本研究利用了 4~12 个月 (2015 年 6 月 5 日至 2016 年 6 月 30 日) 期间从 50 辆 BEV 收集的丰富数据库。50 辆 BEV 作为个人乘用车, 电池组容量为 22.4 kW·h, NEDC 条件下行驶里程为 170 km。

每辆 BEV 上安装了车载终端, 如定位系统数据记录仪和测量电压、电流的仪器等, 以每分钟大约 2 个样本的速率记录使用中的车辆行驶信息。采集的数据包括开启时间、关闭时间、总里程、SOC、电压、电流等。车辆行驶信息包括时间戳位置 (即经纬度)、瞬时速度等。数据清洗后, 从记录中去除无效数据和错误字段, 将 BEV 驾驶人的驾驶模式, 例如行程距离、平均行程速度、每次行程的出发时间、行程时间长度、每次行程前后的 SOC、消耗的能量等处理并提取出来。对原始数据集进行数据清洗后, 提取出有效行程 12 855 次, 充电 7 112 次, 真实行程 7 275 d, 两次连续充电之间的行驶距离获得了 6 244 条记录。表 2 总结了有效行程和充电的描述性统计数据。

表 2 用电与充电特征量描述性统计分析

Tab. 2 Descriptive statistical analysis on electricity and charging characteristics

变量名称	样本数/个	平均值	中位数	最大值	最小值	标准差
$N/\text{次}$	7 275	2.97	2.00	92.00	12.00	1.16
T_0	7 275	11:23	10:45	23:59	0:00	4:50
D/km	7 275	51.6	55.4	95.3	17.5	18.8
t_n/h	12 855	0.71	0.57	9.12	0.05	0.54
$v_n/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	12 855	19.62	17.04	80.00	0.25	11.42
s_n/h	6 244	2.70	1.69	22.15	0.06	2.86
充电功率/kW	7 112	3.80	3.21	6.71	1.31	2.64
$\text{SOC}'_n/(\text{kW} \cdot \text{h})$	7 112	45.6	45.4	61.6	18.5	8.3

在出行需求方面, 最能反映日出行需求的指标是日出行距离, 其平均续航里程为 51.6 km, 仅为电池续航里程的 30%。另外, 日均出行次数为 2.97 次, 最高值为 9 次, 大致可以理解为日常通勤用户。对于充电习惯, 充电前的平均 SOC 为 45.6%。这意味着用户更愿意在剩余大约一半的 SOC 时开始连接充电插头。

2.2 出行行为变量的建模

为了验证日常出行的变量之间是否存在相关性,

本研究估计了衡量变量之间单调关系的皮尔逊线性相关性, 并将其放置在矩阵 $\mathbf{R}$ 中。为代表每日出行的变量导出的 Pearson 线性相关性, T_0 , D 和 N 由式 (4) 给出:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -0.23 & 0.51 \\ -0.23 & 1 & -0.35 \\ 0.51 & -0.35 & 1 \end{bmatrix}。 \quad (4)$$

测试无相关性的假设与存在非零相关性的替代方案应用于相关矩阵的元素。假设显着性水平为 0.05, $\mathbf{R}$ 矩阵中的所有系数都具有统计显着性。在 $\mathbf{R}$ 矩阵中, 有强有力的证据表明所有变量都是相关的, 因此对核心变量之间的依赖结构进行建模很重要。根据 $\mathbf{R}(1,2)$, 每天的出行距离与当天的第 1 个出发时间呈负相关, 这意味着用户最早出行的时间越晚, 每天的出行里程就越短。 $\mathbf{R}(1,3)$ 表明每天出行次数越多, 每天出行的距离就越大。因此, 在演示了模拟变量之间的依赖关系后, 需要使用它们各自的边际分布和 Copula 函数构建一个联合概率密度函数。

通过使用 Copula 函数建模, 得到了日常出行的 3 个变量之间的联合分布结果。如果生成的建模结构正确, 则相应变量的原始值和模拟值应具有相同的分布。这是使用模拟数据和原始数据的分位数-分位数 (Q-Q) 图来研究的。图 1 显示了变量的原始值和模拟值 (每日车辆行驶里程) 的 Q-Q 图。如果要比较的 2 个分布相似, 则 Q-Q 图中的点将近似为一条直线。从图中可以看出, 它近似于一条直线, 说明模拟数据和原始数据来自同一分布。

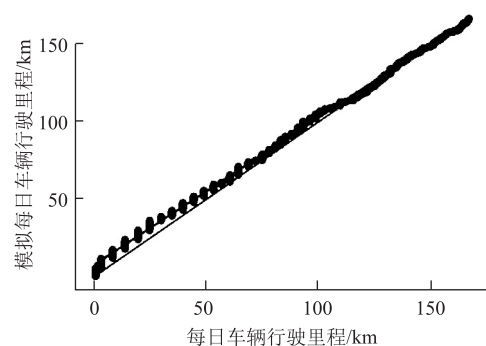


图 1 模拟变量和原始变量的 Q-Q 图

Fig. 1 Q-Q diagram of simulated variables and original variables

2.3 每次出行变量的建模

2.3.1 出行时间 t_n

每次出行的出行时间分布见图 2。54.28% 的行程时间少于 40 min。通过计算, 出行时间数据的期望

值与方差分别为 2.911 5 和 0.876。研究发现,出行时间 t_n 遵循对数正态分布,其概率密度函数为:

$$p_1(N=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k=0,1,\dots,n_0 \quad (5)$$

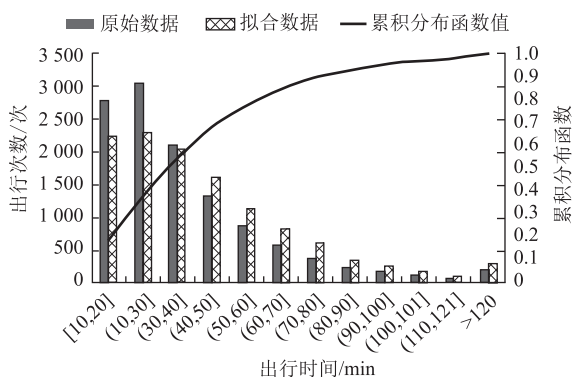


图2 出行时间分布及模拟

Fig. 2 Travel time distribution and simulation

2.3.2 行程平均速度 v_n

每次出行的行驶速度遵循 Beta 分布,平均值为 22.04 km/h(见图3)。行驶速度 v_n 的概率密度函数表示为:

$$p_3(y) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha) + \Gamma(\beta)} y^{\alpha-1} (1-y)^{\beta-1}, \quad (6)$$

$$y = \frac{v_n - a}{b}, \quad (7)$$

式中, $\alpha = 2.933\ 9$; $\beta = 3\ 256\ 600$; $a = 0.504\ 67$; $b = 2\ 399\ 300$ 。

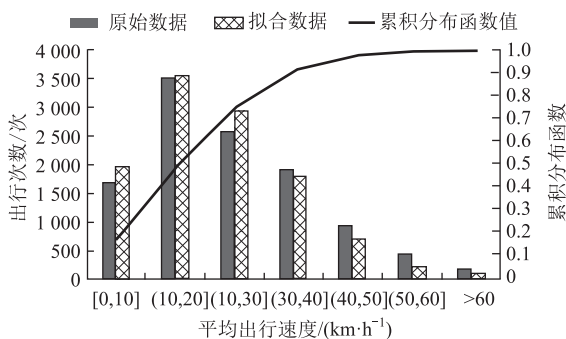


图3 行程平均速度分布及模拟

Fig. 3 Average travel speed distribution and simulation

2.3.3 两次相邻出行间停留时间 s_n

行程结束后,BEV 驾驶人可能会在目的地停留一段时间。停留时间是充电决策的关键因素之一。两次连续行程之间的停留时间分布见图4。57.5%的停留时间不到 2 h,可能不适合慢充。停留时间由对数正态分布估计。 s_n 的概率密度函数为:

$$p_4(s_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma s_n} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln s_n - \mu)^2\right], x > 0, \quad (8)$$

式中, $\mu = 2.6$; $\sigma = 1.014\ 7$ 。

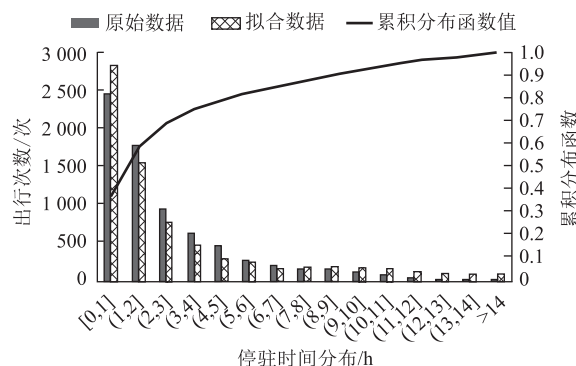


图4 两次相邻出行间停留时间分布及模拟

Fig. 4 Distribution and simulation of dwell time between 2 adjacent trips

2.3.4 充电前 SOC 值 SOC'_n

每次充电事件均采用充电前的 SOC 作为阈值。一旦剩余 SOC 高于阈值,充电事件将不会发生。如图5所示,充电前 SOC 的偏好不明显,表明驾驶员可能会在有充电机会时为车辆充电。 SOC'_n 的分布服从 Johnson SB 分布。 SOC'_n 的概率密度函数写为:

$$p_5(z) = \frac{\delta}{\lambda \sqrt{2\pi z} (1-z)} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\gamma + \delta \ln\left(\frac{z}{1-z}\right)\right]^2\right\}$$

$$z = \frac{SOC'_n - \lambda}{\lambda}, \quad (10)$$

式中, $\gamma = 0.081$; $\delta = 0.242$; $\lambda = 100$ 。

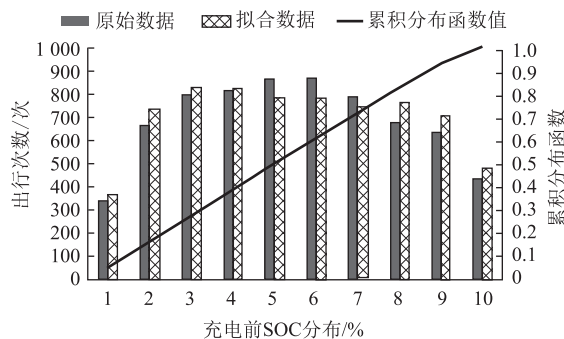


图5 充电前 SOC 分布及模拟

Fig. 5 SOC distribution and simulation before charging

2.4 驾驶员的异质性

为了考虑异质性的影响,Yang 等^[10]基于相同的样本数据,应用机器学习方法分析 BEV 驾驶人的习惯行为。用户异质性主要体现在不同的出行方式上。

每日行驶里程 D 不仅是日常出行行为变量的核心,也是各出行变量的依赖关系。因此,本研究对用户异质性的研究主要集中在不同日常出行用户的最优行驶里程上。根据 Yang 等的结果将 50 辆 BEV 样车按每日行驶里程 D 划分为表 3 中的 4 个类型。显然,基于相同的充电场景限制,不同出行方式的用户会有相应的最优续驶里程。

表 3 不同类型用户的输入成分指标

Tab. 3 Input component indicators for different types of users

类型	车辆数量/辆	车辆日均行驶距离/km	平均充电开始时间
A	34	58.0	13:42
B	2	93.4	17:16
C	5	31.7	18:48
D	9	23.3	13:10

3 建模与分析

3.1 仿真建模

3.1.1 假设条件

本研究模拟时的初始行驶里程为 170 km, 为模拟研究环境设置了如下条件:

(1) 充电地点: 充电地点设置了 2 种场景。在场景 1 中, 充电设施在工作场所可用, 用户可以选择在工作场所充电或在家充电; 场景 2 中, 用户只能在出行日的最后一趟出行后回家时才可以回家给电池充电。

(2) 能源消耗: 第 n 次出行所消耗的电力 E_n^t 应由出行时间和出行距离决定, 基于 R 平方值为 0.937 的真实世界数据发现线性关系。可以写为:

$$E_n^t = 0.0038t_n + 0.8358l_n + 0.9829, \quad (11)$$

式中 l_n 为第 n 次出行的出行距离, 由行程平均速度 v_n 和行程时间 t_n 决定。

(3) 充电电量: 充电电量主要取决于充电功率和停留时间, 假设充电功率为常数, 第 n 次停留的充电电量 E_n^c 可写为:

$$E_n^c = \min(R_n^r + p \times s_n, R), \quad (12)$$

式中, R_n^r 为第 n 次出行后的剩余电量; p 为充电功率。 R 为电池容量。

3.1.2 仿真过程

基于驾驶员驾驶和充电行为的分布模型, 应用蒙特卡罗模拟方法来模拟纯电动汽车用户的出行链。为了稳定模拟结果, 将模拟出行天数 M 设置为 10 000, 模拟过程如图 6 所示。

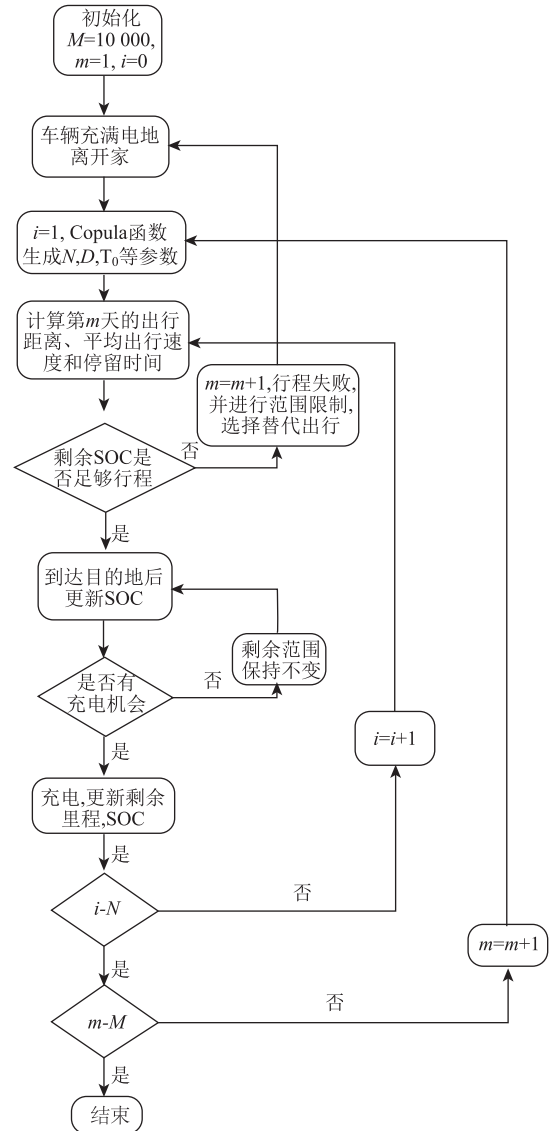


图 6 纯电动汽车用户的出行链仿真过程

Fig. 6 Travel chain simulation process of BEV users

3.2 充电地点对充电策略的影响

充电问题是阻碍纯电动汽车发展的主要障碍。解决充电问题的可行方法主要包括增加充电机会和增加充电桩的功率。本节将研究这 2 种可行的方法来影响不同用户的最佳行驶里程。

一般来说, 家用充电桩主要应用交流电, 主要分为 2 个级别。Level 1 级别使用交流电为 120 V, 而 Level 2 使用的交流电为 208 VAC 或 240VAC, 对应的充电功率范围为 1.4~7.2 kW。如果公共场所的充电桩使用直流电, 充电功率可达 50 kW 以上。尽管现在电动汽车供电设备的充电功率越来越大, 甚至超过 100 kW, 但要普及到普通驾驶人并应用于每个 BEV 车型还需要很长时间。从数据集中提取的几乎所有充电事件都使用交流 2 级电动汽车供电设备进

行,表2中的平均值为3.8 kW。因此,通过设置3种慢充电功率,即3.5,7,15 kW,研究了增加充电机会对最优续航里程的影响,给定适应度要求,场景1和场景2中最优续航里程的结果见图7。

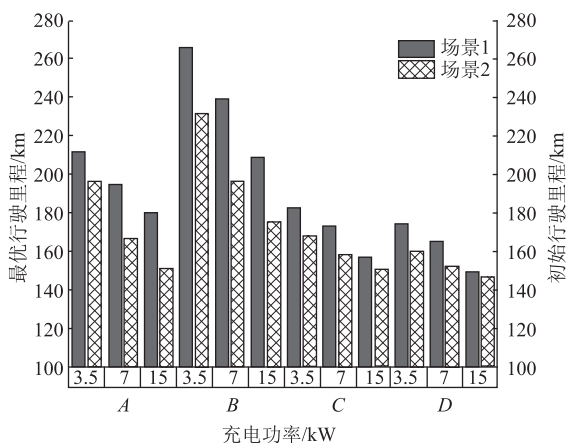


图7 适用度 $\theta=95\%$ 下各场景的最优电池容量

Fig. 7 Optimal battery capacity of each scenario with $\theta=95\%$

由图7可以看出,场景1的行驶里程均大于场景2,这是由于场景1的充电机会多于场景2,减轻了用户的电量担忧,保证了用户的出行需求。对于类型C和类型D的用户,其不同场景下的最优行驶里程差别不大,而B类型用户对于充电场景1和场景2的行驶里程有较大差别,这是由于该类型用户平均每天行驶距离最远。

3.3 充电功率对充电策略的影响

为了了解快速充电的影响,根据3.2节结果,基准场景设置为家庭和工作场所的15 kW。假设快速充电仅适用于工作场所,则工作场所附加充电功率(CPW)分别设置为30,45,50 kW。家庭充电功率(CPH)仍设置为15 kW。当CPW增加时将最佳行驶里程与基准场景的值进行比较时相对减少百分比的堆积柱形图见图8。

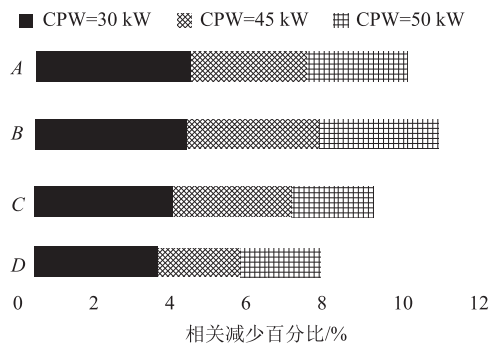


图8 相对减少百分比的堆积柱形图

Fig. 8 Accumulation bar chart of relative reduction percentage

每天行驶车辆里程最大的类型B的减少百分比最大,最佳续航里程比基准情景可降低10.4%。相反,类型C和类型D的累积减少百分比在7.6%~8.4%范围内。对于日常出行需求较高的用户来说,快速充电的好处更为显著。此外,由图8可知,随着CPW的增加,每种类型的相对减少百分比逐渐减小,其中CPW=30 kW的相对减少百分比最大。可见,在满足出行需求的前提下,充电功率的大幅提升并不意味着用户出行需求的增加,并且对与用户出行需求的影响也会减少,大功率带来的利好效应将逐渐减弱。

综上所述,随着居民日常出行需求的增加,配备快速充电电源的充电桩的有益效果得以体现。在日常出行需求较大的居民所在区域,相关部门应更加重视快速充电桩的布局。同时,要研究合理的快充功率,而不是盲目的大功率。

4 结论

为了找出不同充电场景下考虑用户异质性的最佳行驶里程,本研究提出了一种模拟建模方法,利用从中国上海市收集的真实世界在用数据来表示BEV用户的驾驶和充电行为。采用蒙特卡罗模拟方法重建电动汽车用户的日常出行链,量化续航里程的适应度。研究结果的主要发现包括:(1)可以通过日常出行和每次出行的变量重构日常出行链,并且这些变量之间存在依赖关系;(2)根据4个聚类的结果,不同日常出行需求的用户有不同的最优续航里程。用户在选择纯电动汽车时,应考虑每天行驶的车辆千米数小于电池续航里程的34%;(3)无论是增加充电机会还是充电功率,都更有利于日行驶里程大的驾驶人;(4)随着快充功率的增加,当满足日常出行需求时,这种有益效果逐渐减弱。

本研究的主要贡献是构建了一个日常出行链来分析各种异构用户的最佳行驶里程。但是,由于数据源中车辆的经纬度限制,在日常出行链中仅假设家庭和工作场所。居民日常活动的目的是多种多样的,不局限于工作和家庭。因此,进一步丰富日常出行链也是未来研究方向的主要重点。

参考文献:

References:

- [1] 宋军,靳浩,张戎斌.电动汽车续航里程分析[J].汽车实用技术,2020(15):10-12.

SONG Jun, JIN Hao, ZHANG Rong-bin. Analysis of the

- Mileage of Electric Vehicles [J]. Automobile Applied Technology, 2020 (15): 10-12.
- [2] 李鸿, 王建宏. 纯电动汽车未来发展趋势的探讨 [J]. 内燃机与配件, 2020 (20): 155-156.
LI Hong, WANG Jian-hong. Discussion on Future Development Trends of Pure Electric Vehicles [J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2020 (20): 155-156.
- [3] 童瑞咏, 毛保华, 魏润斌, 等. 碳达峰目标下的汽车电动化碳减排效果研究 [J]. 公路交通科技, 2023, 40 (2): 238-245.
TONG Rui-yong, MAO Bao-hua, WEI Run-bin, et al. Study on Carbon Emission Reduction Effect of Automotive Electrification Under Goal of Carbon Peaking [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2023, 40 (2): 238-245.
- [4] 田争芳. 氢燃料动力电池汽车产业发展现状与政策研究 [J]. 大众标准化, 2020 (22): 116-117.
TIAN Zheng-fan. Study on Development Status and Policies of Hydrogen Fuel Cell Vehicle Industry [J]. Popular Standardization, 2020 (22): 116-117.
- [5] 王勇, 王梨英. 基于神经网络的电动汽车电池 SOC 估算研究 [J]. 计算机与数字工程, 2020, 48 (3): 719-22.
WANG Yong, WANG Li-ying. Research on SOC Estimation of Electric Vehicle Batteries Based on Neural Networks [J]. Computer & Digital Engineering, 2020, 48 (3): 719-22.
- [6] 何亚伟, 董沛武, 陈翔. 基于路网的电动汽车快速充电站布局决策研究 [J]. 运筹与管理, 2020, 29 (5): 125-34.
HE Ya-wei, DONG Pei-wu, CHEN Xiang. Research on Layout Decision Making of Electric Vehicle Fast Charging Station Based on Road Network [J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29 (5): 125-34.
- [7] 刘志超, 郑天雷, 龚慧明, 等. 基于中国工况的纯电动乘用车续航里程评价方法研究 [J]. 汽车工程, 2021, 43 (5): 705-712.
LIU Zhi-chao, ZHENG Tian-lei, GONG Hui-ming, et al. Research on Evaluation Method of Driving Range of Battery Electric Passenger Vehicle Based on China Automotive Test Cycle [J]. Automotive Engineering, 2021, 43 (5): 705-712.
- [8] 胡杰, 翁灵隆, 覃雄臻, 等. 基于多模型融合的电动汽车行驶里程预测 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20 (5): 100-106, 141.
HU Jie, WENG Ling-long, QIN Xiong-zhen, et al. Mileage Prediction of Electric Vehicle Based on Multi Model Fusion [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology. 2020, 20 (5): 100-106, 141.
- [9] WU X, FREESE D, CABRERA A, et al. 'Electric Vehicles' Energy Consumption Measurement and Estimation [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2015, 34: 52-67.
- [10] YANG J, DONG-O'BRIEN J, ZHANG Q, et al. An Investigation of Battery Electric Vehicle Driving and Charging Behaviors Using Vehicle Usage Data Collected in Shanghai, China [J]. Transportation Research Record, 2018, 2672 (24): 20-30.
- [11] LIN Z H, DONG-O'BRIEN J, LIU C Z, et al. PHEV Energy Use Estimation: Validating the Gamma Distribution for Representing the Random Daily Driving Distance [J]. Journal of the Transportation Research Board, 2012, 2287 (1): 37-43.
- [12] 舒航, 史强, 袁凯, 等. 基于平均能耗并融合整车状态的续驶里程估算 [J]. 公路交通科技, 2022, 39 (2): 174-182.
SHU Hang, SHI Qiang, YUAN Kai, et al. Estimation of Driving Range Based on Average Energy Consumption and Vehicle State Fusion [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2022, 39 (2): 174-182.
- [13] PEARRE N S, KEMPTON W, GUENSLER R L, et al. Electric Vehicles: How Much Range Is Required for a Day's Driving? [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2011, 19 (6): 1171-84.
- [14] BAO J, LIU P, QIN X, et al. Understanding the Effects of Trip Patterns on Spatially Aggregated Crashes with Large-scale Taxi GPS Data [J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 120: 281-94.
- [15] 魏恒, 何超, 李加强, 等. 基于实际行驶工况的纯电动汽车续驶里程在线估算方法研究 [J]. 公路交通科技, 2020, 37 (12): 149-158.
WEI Heng, HE Chao, LI Jia-qiang, et al. Research on Online Estimation Method of Driving Range of Pure Electric Vehicle Based on Actual Driving Conditions [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2020, 37 (12): 149-158.
- [16] LI Z H, JIANG S, DONG J, et al. Battery Capacity Design for Electric Vehicles Considering the Diversity of Daily Vehicles Miles Traveled [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 72: 272-282.
- [17] DONG J, LIN Z H. Stochastic Modeling of Battery Electric Vehicle Driver Behavior: Impact of Charging Infrastructure

- Deployment on the Feasibility of Battery Electric Vehicles [J]. Transportation Research Record, 2014, 2454 (1): 61-67.
- [18] BRADY J, O' MAHONY M. Modelling Charging Profiles of Electric Vehicles Based on Real-world Electric Vehicle Charging Data [J]. Sustainable Cities and Society, 2016, 26: 203-216.
- [19] 朱成, 刘建春, 方凯正, 等. 基于用户习惯的纯电动乘用车低温续航里程变化分析 [J]. 公路交通科技, 2021, 38 (2): 125-131.
- ZHU Cheng, LIU Jian-chun, FANG Kai-zheng, et al. Analysis of Low-temperature Endurance Mileage Changes of Pure Electric Passenger Vehicles Based on User Habits [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2021, 38 (2): 125-131.
- [20] 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 Jian-feng, TAO Shun, XIAO Xiang-ning, et al. Analysis of Electric Vehicle Charging Demand Based on Stochastic Simulation of Travel Chain [J]. Power System Technology, 2015, 39 (6): 1477-1484.
- [21] ZHAO S, ZHOU J, LI Z, et al. EV Charging Demand Analysis Based on Trip Chain Theory [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37 (8): 105-112.
- [22] 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 Fu-zhang, YANG Jun, LIN Yang-jia, et al. The Spatiotemporal Behavior Characteristics of Electric Vehicles Considering User Bounded Rationality [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35 (7): 1563-1574.
- [23] 魏志成, 丁健, 唐风敏, 等. 纯电动汽车能量回收控制策略研究 [J]. 交通科技与经济, 2020, 22 (2): 16-19, 68.
- WEI Zhi-cheng, DING Jian, TANG Feng-min, et al. Research on Energy Recovery Strategy of Pure Electric Vehicle [J]. Technology & Economy in Areas of Communications, 2020, 22 (2): 16-19, 68.
-
- (上接第 178 页)
- MA Zhuang-lin, SHAO Chun-fu, HU Da-wei, et al. Temporal-spatial Analysis Model of Traffic Accident Frequency on Expressway [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2012, 12 (2): 93-99.
- [27] 王学明, 姜华平, 吴伟阳. 基于交通冲突技术的非机动车交通安全研究 [J]. 公路交通科技, 2011, 28 (增 1): 110-114.
- WANG Xue-ming, JIANG Hua-ping, WU Wei-yang. Traffic Safety of Non-motorized Vehicle Based on Traffic Conflict Technique [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2011, 28 (S1): 110-114.
- [28] 范晓辉. 考虑行程时间可靠性的城市常规公交路径优化研究 [D]. 西安: 长安大学, 2022.
- FAN Xiao-hui. Research on Urban Conventional Bus Route Optimization Considering Travel Time Reliability [D]. Xi'an: Chang'an University, 2022.
- [29] YEN J Y. Finding the K Shortest Loopless Paths in a Network [J]. Management Science, 1971, 17 (11): 712-716.
- [30] 佚名. 高德城市交通报告出炉: 上海最堵 北京第三 [J]. 城市交通, 2014, 12 (5): 96-96.
- Anon. AutoNavi City Traffic Report Is Out: Shanghai is the Most Congested and Beijing Is the Third [J]. Urban Transport of China, 2014, 12 (5): 96-96.
- [31] 孙晶晶, 张建军, 林晓, 等. 公路隧道突发事件应急能力评价体系与方法 [J]. 公路交通科技, 2022, 39 (增 2): 251-256.
- SUN Jing-jing, ZHANG Jian-jun, LIN Xiao, et al. Evaluation System and Method for Highway Tunnel Emergency Response Capability [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2022, 39 (S2): 251-256.
- [32] 牟海波, 俞建宁, 刘林忠. 突发事件下应急车辆单点信号优先控制研究 [J]. 公路交通科技, 2012, 29 (2): 98-105.
- MU Hai-bo, YU Jian-ning, LIU Lin-zhong. Signal Priority Control Strategy for Emergency Vehicles at Isolated Intersection Under Unexpected Event [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2012, 29 (2): 98-105.