

后疫情时期公共汽电车引流策略研究

谢佳¹, 赵怀明², 胡骥¹, 闫章存³

(1. 西南交通大学交通运输与物流学院, 四川 成都 611756; 2. 中铁二院工程集团有限责任公司, 四川 成都 610031; 3. 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要: 通过分析后疫情时期公共汽电车乘客出行行为规律, 可有针对性地制定合理的客流回归策略。追踪324位公共汽电车乘客疫情前后出行频率变化, 收集乘客属性、出行属性、防疫措施、服务品质四类属性, 采用Logit模型研究疫情前后通勤与非通勤乘客两类群体选择公共汽电车的出行频率特征及影响因素。针对模型分析结果, 融合规划、运营、管理等多方经验, 设计了定制公交、公交优先、优惠奖励、无缝衔接、品质优化5类公共汽电车引流策略, 并用层次分析法针对两类群体对引流策略的接受度进行评估。结果发现, 通勤乘客关注公共汽电车服务品质, 非通勤乘客更关注无缝衔接(便捷性), 两类群体共同关注的是优惠奖励策略。

关键词: 城市公共交通; 引流策略; 公共汽电车出行; 客流回归

Bus Transit Attraction Strategies in the Post-Pandemic Period

XIE Jia¹, ZHAO Huaiming², HU Ji¹, YAN Zhangcun³

(1. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 611756, China; 2. China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu Sichuan 610031, China; 3. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: By analyzing the travel behaviors of bus/trolleybus passengers in the post-pandemic era, reasonable and precise passenger flow return strategies can be formed. Through tracking the travel frequency changes of 324 bus/trolleybus passengers before and after the outbreak of COVID-19, and collecting the passenger attributes, travel attributes, anti-pandemic measures, and service quality, this paper studied travel frequency characteristics and influencing factors of commuters and non-commuters in terms of choosing buses/trolleybuses before and after the COVID-19 pandemic via the Logit model. The model results integrated the experience in planning, operation, and management to design 5 types of bus/trolleybus passenger flow attraction strategies. The strategies include providing customized buses, public transit priority, offering discounts and rewards, providing seamless connection, and conducting quality optimization. Based on the Analytic Hierarchy Process, the paper evaluates the acceptability of the passenger flow attraction strategies for the two groups of passengers. The results show that commuters focus more on the service quality of buses/trolleybuses, while non-commuters focus more on seamless integration (convenience). Both groups are concerned about the discount and rewards strategy.

Keywords: urban public transportation; attractive strategies; bus/trolleybus travel; passenger flow return

收稿日期: 2021-09-30

作者简介: 谢佳(1995—), 女, 四川巴中人, 硕士, 主要研究方向: 交通行为分析。

E-mail: 516596038@qq.com

通信作者: 闫章存(1992—), 男, 陕西洋县人, 在读博士研究生, 主要研究方向: 交通数据分析与建模。E-mail: yanzc@tongji.edu.cn

0 引言

近年来, 公共汽电车客流不增反降, 加之疫情影响愈演愈烈, 交通运输部统计显示

2020年国内各中心城市公共汽电车客流不足2019年60%^[1]。如何制定后疫情时期公共汽电车客流回归的引流策略成为行业痛点, 其中亟待解决的焦点是厘清乘客出行行为特征

与乘客属性、公共汽车服务品质及疫情防控策略之间的耦合关系,为制定系统的引流策略提供理论依据和实践指导。

现有文献根据研究时段可划分为常态阶段研究与疫情阶段研究。常态阶段研究聚焦两种类型:一是数据驱动型,从公交IC卡数据、GPS数据、手机信令数据等挖掘公共汽车乘客类别^[2-3]、分析客流特征^[4-5]、预测车辆到站时间^[6]及客流时空分布^[7-10];二是模型驱动型,引入离散选择模型、结构方程模型及潜变量模型等用以量化乘客公共汽车出行意愿的影响因素及影响程度^[11-15]。疫情阶段研究主要集中于宏观角度分析疫情对公共汽车客流产生的冲击,根据多源出行特征数据反映疫情影响下公共汽车客流的变化趋势^[16-19];也有不少研究从个体角度出发,通过分析乘客对于疫情的风险感知来表现疫情对公共汽车出行行为的影响,研究多利用验证性因素分析^[20]、结构方程模型^[21]、有序Logit模型^[22]等方法,结果发现疫情增加了出行者风险感知的敏感度并使其出行行为发生变化。

已有研究虽对比分析了疫情前后公共汽车乘客出行特征变化,但尚未探究其所隐含的内在机理,且疫情阶段研究未区分出行群体,杂糅公共汽车可靠性用户和偶发性用户特征,难以客观全面揭示公共汽车乘客行为特征;同时鲜有研究考虑不同类别乘客对引流策略的偏好。对此,本文采用RP问卷形式追踪324位公共汽车乘客在疫情前后的乘客属性、出行属性、公共汽车服务品质等特征数据,利用Logit模型分别构建疫情前后公共汽车出行频次与特征属性之间耦合解析模型以明确显著影响因素,并

以此为基础利用层次分析法的思想对不同引流策略进行重要度排序,得到不同类别乘客对于引流策略的偏好。

1 问题分析

后疫情时期,公共汽车系统在原有运行背景下耦合疫情因素,形成更为复杂的发展环境^[23],导致客流严重下降。由于公共汽车这类集约化出行方式在疫情阶段比拥有独立空间的出行方式具有更高暴露危险,从心理层面带给乘客不安全感,加之客观的疫情防控措施和出行者主观的疫情风险感知,导致短时期内公共汽车客流较难恢复到疫情前的水平^[24]。此外,导致客流流失的因素还包括:1)公共汽车自身的服务品质与其他出行方式相比吸引力不足;2)拼车、网约车、共享单车等服务模式的兴起,吸引了大量公共汽车客流向其转移;3)乘客个人社会经济属性及出行属性(如出行时长、费用、距离等)影响乘客出行行为进而影响公共汽车客流。据统计,近十年全国总体公共汽车客运量呈现先增后降的趋势(见图1),2014年后客运量逐年下降,2020年更是锐减至443亿人次。交通系统内部环境变革和疫情反复爆发两种因素的动态耦合触发出行行为转变,构成公共汽车行业后疫情时期的重要特征。

2 数据描述

2.1 问卷设计与调查

为量化疫情前后公共汽车乘客行为特征,基于乘客属性、出行属性、防疫措施、服务品质四类属性,融合规划、运营、管理等多方从业者咨询意见形成调查问卷。问卷分为特征偏好描述和情景意愿选择两部分,第一部分是四类属性调查,第二部分收集乘客面对不同引流策略的出行意愿变化。设计定制公交、公交优先、优惠奖励、无缝衔接、品质优化5项公共汽车引流策略,要求受访者分别对不同策略实施后按“非常愿意、愿意、一般、不愿意、非常不愿意”5个等级对公共汽车出行意愿进行评价。这5项引流策略是立足疫情影响和交通方式变革,基于影响客流下降的因素,融合出行即服务^[25]的智慧出行和韧性城市管理^[26]理念,并结合多方从业者咨询意见提出的。

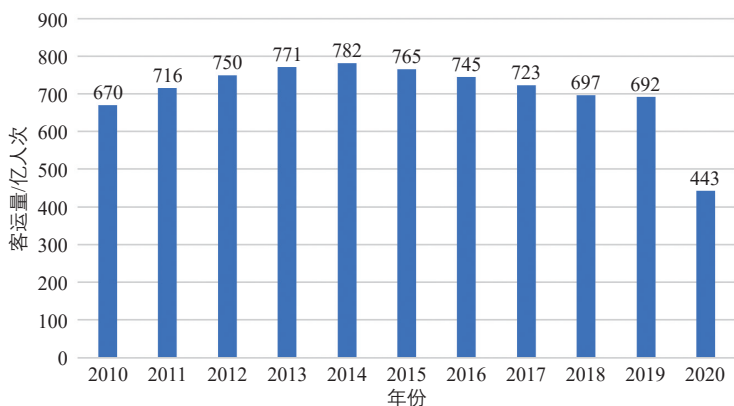


图1 全国公共汽车客运总量变化趋势

Fig.1 Trends of nationwide bus ridership

资料来源:根据交通运输部公布的每月全国中心城市公共汽车客运量数据绘制。

问卷调查采用非概率简单随机抽样调查方法^[27]，于2021年3月24日至4月27日通过网络社交平台实施，在不限定受访对象的条件下发放500份问卷。考虑到不同城市公共汽车发展及疫情防控措施的差异，剔除回收问卷IP地址非成都市样本，最终获取有效问卷324份。

2.2 变量定义

问卷调查内容涉及乘客属性、出行属性、防疫措施、服务品质等4类属性20个特征变量。其中，乘客属性包括7个变量，出行属性包括11个变量，变量的具体定义如表1所示。防疫措施包括佩戴口罩、扫码登记、测量体温、车内限流、消毒通风、提前发布防疫信息等，采取措施为1，反之为0；服务品质包括便捷性、安全性、准时性、舒适性、经济性，具有该品质为1，反之为0。本文以乘坐公共汽车出行频率作为被解释变量，选取乘坐频率小于每周2次的“极少乘坐”为参照组进行建模，乘坐频率大于每周10次的为“经常乘坐”。建模之前先剔除相关性较大的特性偏好变量。

3 模型方法

3.1 二项Logit模型

3.1.1 模型结构

根据随机效用最大化理论，出行者在出行决策时，在乘客属性与出行属性等因素影响下，选择效用最大的出行方案。出行者 $n(n=1,2,3,\dots,N)$ 选择方案 $i(i=0,1)$ 的效用值^[28]

$$U_{in} = \sum_{k=1}^K \beta_k x_{(k)} + \epsilon_{in},$$

式中： $x_{(k)}$ 为出行者 n 在选择方案 i 时的第 k 个特征变量； β_k 为第 k 个特征变量的待标定参数值； K 为特征变量的总和； ϵ_{in} 为出行者 n 选择方案 i 的随机误差项。

根据随机效用最大化理论，假设出行者 n 所有选择方案的集合为 A ，其中方案的效用为 U ，则出行者 n 选择方案 i 的概率

$P_{in} = \text{prob}(V_{in} + \epsilon_{in} > V_{jn} + \epsilon_{jn}; i \neq j, j, i \in A_n)$ ，
式中： V_{in} ， V_{jn} 分别为出行者 n 选择方案 i 和 j 的固定效用； ϵ_{jn} 为出行者 n 选择方案 j 的随机误差。

针对本文的研究对象，出行者对公共汽

电车的选择只有经常乘坐与极少乘坐两种，则选择方案集合 A_n 中只有(1,0)两个值，故可以采用二项Logit模型进行分析。当随机项服从Gumbel分布，可以得到出行者经常乘坐与极少乘坐公共汽车的概率分别为

$$P_{1n} = \frac{e^{V_{1n}}}{e^{V_{1n}} + e^{V_{0n}}} = \frac{1}{1 + e^{-(V_{1n} - V_{0n})}},$$

$$P_{0n} = 1 - P_{1n} = \frac{1}{1 + e^{V_{1n} - V_{0n}}},$$

式中： V_{1n} ， V_{0n} 分别为出行者经常乘坐和极少乘坐公共汽车时的效用固定项。

3.1.2 模型检验

为检验模型的拟合优度和解释力度，采用 $Pseudo-R^2$ 值、赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)^[29]和贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)^[30]进行评估。在实际研究中，离散选择模型的 $Pseudo-R^2$ 值为0.1~0.3^[27]时，模型精度较高；在其他条件相同的情况下，AIC，BIC取值较小时则表明相应的模型拟合程度较高。

3.2 层次分析法

层次分析法^[31]是定性与定量相结合的多目标决策分析方法。该方法通过将复杂问题分解为若干层次和若干因素，对两两指标之间的重要程度作出比较判断，建立判断矩阵，通过计算判断矩阵的最大特征值以及对应特征向量，得出不同方案重要性程度权重，为选择最佳方案提供依据。本文采用层次分析法对引流策略的接受度进行评价。

4 结果分析

4.1 参数标定结果

为分析疫情前和后疫情时期不同出行目的公共汽车出行者的偏好特征，对出行者进行分类建模。本文将乘客分为通勤和非通勤两类群体分别建立疫情前后公共汽车选择特征模型。使用Stata软件进行模型参数估计与拟合检验，采用向后剔除变量法筛选变量直到获得显著性 p 值小于0.1的显著变量，结果如表2所示。四个模型显著性检验均满足($p < 0.1$)，AIC和BIC值均为最小值，说明模型解释力与拟合优度均为最优。由表2可看出通勤和非通勤乘客在选择公共汽车出行上存在显著差异。

4.1.1 通勤出行

乘客属性中，性别($p < 0.03$)、职业

表1 变量定义
Tab.1 Notation

| 属性 | 变量名称 | 变量参数 | 变量定义 | | | | | |
|------|-----------|---------|-----------|--------------|---------------|--------------|----------|-------|
| | | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 乘客属性 | 性别 | 类别 | 男性 | 女性 | | | | |
| | | 比例/% | 38.89 | 61.11 | | | | |
| | 年龄 | 范围/岁 | <25 | 25~35 | 36~45 | >45 | | |
| | | 比例/% | 34.07 | 34.68 | 17.23 | 14.02 | | |
| | 职业 | 类别 | 企事业单位管理人员 | 专业技术人员 | 服务业职员 | 个体经营者 | 学生 | 其他 |
| | | 比例/% | 21.30 | 14.63 | 17.72 | 28.54 | 14.11 | 3.70 |
| | 受教育程度 | 类别 | 高中及以下 | 大专 | 本科 | 本科以上 | | |
| | | 比例/% | 15.25 | 33.89 | 41.05 | 9.81 | | |
| | 月收入 | 范围/元 | <3 000 | 3 000~<5 000 | 5 000~<10 000 | ≥10 000 | | |
| | | 比例/% | 25.49 | 30.12 | 37.90 | 6.49 | | |
| | 驾照 | 类别 | 有 | 无 | | | | |
| | | 比例/% | 70.68 | 29.32 | | | | |
| | 家庭小汽车 | 数量/辆 | 0 | 1 | 2 | ≥3 | | |
| | | 比例% | 43.52 | 45.99 | 8.64 | 1.85 | | |
| 出行属性 | 票价变化 | 类别 | 高于疫情前 | 无变化 | 低于疫情前 | | | |
| | | 比例/% | 2.04 | 95.81 | 1.80 | | | |
| | 到最近车站距离 | 范围/m | ≤300 | >300~500 | >500~1 000 | >1 000 | | |
| | | 比例/% | 36.35 | 36.53 | 16.34 | 10.78 | | |
| | 乘坐频率 | 类别 | 经常乘坐 | 极少乘坐 | | | | |
| | | 疫情前比例/% | 39.56 | 60.44 | | | | |
| | | 后疫情比例/% | 27.66 | 72.34 | | | | |
| | 月出行费用 | 范围/元 | 0 | >0~50 | >50~100 | >100~300 | >300~500 | >500 |
| | | 疫情前比例/% | 7.78 | 32.34 | 22.16 | 18.56 | 8.98 | 10.18 |
| | | 后疫情比例/% | 9.58 | 31.74 | 21.56 | 18.56 | 10.18 | 8.38 |
| | 到站交通方式 | 类别 | 步行 | 出租汽车 | 非机动车 | | | |
| | | 疫情前比例/% | 69.46 | 9.58 | 20.96 | | | |
| | | 后疫情比例/% | 74.85 | 7.19 | 17.96 | | | |
| | 到站耗时 | 范围/min | ≤5 | >5~10 | >10~15 | >15~20 | >20 | |
| | | 疫情前比例/% | 37.72 | 41.92 | 11.38 | 3.59 | 5.39 | |
| | | 后疫情比例/% | 40.12 | 41.922 | 9.58 | 3.59 | 4.79 | |
| | 候车时长 | 范围/min | ≤5 | >5~10 | >10~15 | >15~20 | >20~25 | >25 |
| | | 疫情前比例/% | 23.35 | 46.11 | 18.56 | 5.99 | 2.40 | 3.59 |
| | | 后疫情比例/% | 22.75 | 44.91 | 19.16 | 5.39 | 3.59 | 4.19 |
| | 乘车出行距离 | 范围/km | ≤5 | >5~10 | >10~15 | >15 | | |
| | | 疫情前比例/% | 28.74 | 43.11 | 20.96 | 7.19 | | |
| | | 后疫情比例/% | 49.10 | 31.74 | 13.17 | 4.79 | | |
| | 乘车出行时长 | 范围/min | ≤20 | >20~40 | >40~60 | >60 | | |
| | | 疫情前比例/% | 22.75 | 47.31 | 22.75 | 7.19 | | |
| | | 后疫情比例/% | 39.52 | 41.32 | 14.57 | 4.79 | | |
| | 下车站与目的地距离 | 范围/m | ≤300 | >300~500 | >500~1 000 | >1 000~2 000 | >2 000 | |
| | | 疫情前比例/% | 29.34 | 35.33 | 25.15 | 4.79 | 5.39 | |
| | | 后疫情比例/% | 32.34 | 37.72 | 21.56 | 4.79 | 3.59 | |
| | 离站交通方式 | 类别 | 步行 | 出租汽车 | 非机动车 | | | |
| | | 疫情前比例/% | 70.66 | 13.77 | 15.57 | | | |
| | | 后疫情比例/% | 74.25 | 9.43 | 16.32 | | | |

($p < 0.08$)、月收入($p < 0.02$)对选择公共汽车通勤行为均具有显著影响。性别系数为正说明女性相比男性更倾向于选择公共汽车通勤;收入越高的群体选择公共汽车通勤概率越低,且与疫情前($p = 0.013$)相比,后疫情时期($p = 0.004$)收入对选择公共汽车通勤的显著性更高;受教育程度对疫情前使用公共汽车的影响并不显著,后疫情时期($p = 0.041$)却具有显著影响,且随着学历增加接受公共汽车通勤的概率越高,这与乘客对疫情的客观认知能力具有重要关系。

出行属性中,乘车出行距离($p < 0.01$)和到最近车站距离($p < 0.07$)对选择公共汽车通勤具有显著影响,疫情前后乘车出行距离系数均大于0.7,说明从5 km增加到15 km的过程中选择公共汽车出行的概率将增加,这一数据对设计公共汽车线路长度具有一定的参考价值;到最近车站距离结果为负,表明到车站距离越远,乘坐公共汽车通勤概率越低;疫情前随着候车时长($p = 0.069$)的增加选择公共汽车出行的概率降低,然而后疫情时期这一现象并不显著,这可能是由于疫情后选择继续乘坐公共汽车通勤的乘客忠实性高,不易受候车时长影响。

服务品质中,通勤乘客更关注公共汽车的便捷性($p < 0.09$),这是由于疫情发生后,不少地区对线路、停靠车站及发车时间等进行调整,影响乘车便捷性。值得注意的是,疫情前通勤乘客还关注公共汽车的经济性,导致这一现象的可能因素是敏感型客流的流失,忠实型乘客更易接受现有公共汽车价格。

防疫措施也对通勤乘客有显著影响,通勤者比较青睐测量体温、给车辆消毒通风这类防疫措施。

4.1.2 非通勤出行

乘客属性中,仅收入变量($p < 0.03$)对非通勤出行者选择公共汽车出行具有显著影响,且随着收入的增加选择概率降低;受教育程度的影响与通勤乘客具有相同效应。

出行属性中,乘车出行距离($p = 0.002$)和离站交通方式($p = 0.03$)对疫情前选择乘坐公共汽车具有显著影响,然而后疫情时期显著性变量为下车站与目的地距离($p = 0.002$)。乘客对下车站至目的地或换乘点距离的心理期望距离约为500 m,在这个距离范围内换乘不会影响乘车意愿,超出心

理期望距离将极大降低选择公共汽车的概率。

服务品质中,便捷性取代疫情前的经济性成为后疫情时期的显著影响因素。

防疫措施中,佩戴口罩、扫码登记以及提前发布防疫信息的 p 值均小于0.05,这三项措施对非通勤乘客选择公共汽车出行具有非常显著的影响。

表2 基于Logit模型的通勤与非通勤乘客公共汽车出行模型标定

Tab.2 Travel model calibration for commuting and non-commuting passengers based on the Logit model

| 类别 | 变量 | 通勤模型标定结果 | | 非通勤模型标定结果 | |
|------|-----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | | 疫情前 | 后疫情时期 | 疫情前 | 后疫情时期 |
| 乘客属性 | 性别 | 1.371** (0.024) | 1.353** (0.018) | | |
| | 职业 | -0.635*** (0.004) | -0.346* (0.073) | | |
| | 受教育程度 | | 0.658** (0.041) | | 0.321* (0.089) |
| | 月收入 | -0.906** (0.013) | | -0.60*** (0.001) | -0.461** (0.029) |
| 出行属性 | 到最近车站距离 | -0.580* (0.065) | -0.540* (0.059) | | |
| | 候车时长 | -0.607* (0.069) | | | |
| | 乘车出行距离 | 0.812** (0.010) | 0.743*** (0.008) | 0.530*** (0.002) | |
| | 下车站与目的地距离 | | | | 0.475*** (0.002) |
| | 离站交通方式 | | | 0.431** (0.03) | |
| | | | | | |
| 服务品质 | 便捷性 | 1.522** (0.019) | 1.001* (0.089) | | 0.617* (0.061) |
| | 经济性 | 1.256** (0.026) | | 0.644** (0.034) | |
| 防疫措施 | 佩戴口罩 | | | | 2.147** (0.017) |
| | 扫码登记 | | | | 0.994*** (0.003) |
| | 测量体温 | | -1.423** (0.017) | | |
| | 消毒通风 | | -0.805* (0.095) | | |
| | 提前发布防疫信息 | | | | 1.504*** (0.003) |
| 模型检验 | 常数项 | -0.815 | -1.002 | -0.664 | -2.332 |
| | Pseudo_R ² | 0.258 | 0.231 | 0.102 | 0.196 |
| | AIC | 110.271 | 128.356 | 287.153 | 263.883 |
| | BIC | 113.443 | 154.800 | 304.278 | 293.883 |

注:括号外数值为参数估计值,括号中数值为相应 p 值;***, **, *分别表示显著性水平为99%, 95%, 90%。

4.2 引流策略分析

本文汇集实地调研结果和行业管理者、规划从业者、公交运营单位等多方意见,提出以下5项引流策略。1)定制公交策略,包括时间定制、路线定制和预约出行,如开行早晚高峰时段企业定制班车,实现集中居住员工的门到门服务,有效减少乘客之间交叉感染的风险;2)公交优先策略,保障公共汽

电车路权和服务优先,如设置公交专用车道、专用信号,提升公共汽电车出行的准点性、快捷性;3)优惠奖励策略,留住忠实型客流,吸引敏感型客流,激励其他交通方式客流转移,如推行换乘优惠、通勤价格优惠或乘坐公共汽电车满一定里程即可积分兑换乘车次数;4)无缝衔接策略,公共汽电车行业应率先发展出行即服务(Mobility as a Service, MaaS)的出行模式,实现多方式出行链整合服务,如通票服务、零换乘服务和无缝衔接服务,提升公共汽电车出行便捷性,同时有利于实施精准的疫情防控策略;5)品质优化策略,改善乘车环境,提升乘客安全性和舒适性体验,如控制公共汽电车拥挤度、优化车厢内乘坐环境、改善候车环境等。

为进一步评价5项引流策略的接受度,引入层次分析法对策略优先性进行排序。基于Logit模型参数标定结果,首先按通勤和非通勤两类群体所对应的显著变量类别对各策略进行评估,依据评估结果构造判断矩阵,再利用SPSSAU软件进行一致性检验和权重值计算。判断矩阵满足一致性检验要求,最终得到通勤与非通勤乘客各显著变量类别权重值及各策略的总排序结果,如表3和表4所示。

总体上看,通勤乘客对品质优化策略最为认同,对公交优先策略接受度最低(见表3),这可能是由于通勤乘客乘车时对于公共汽电车的安全性、舒适性和便捷性等有最直观的感知。优惠奖励策略、无缝衔接策略分别排名第二、第三,这与表2通勤模型中经济性、便捷性的显著性相对应。定制公交策略排名靠后,由于公共汽电车定制和预约出行更适应特殊需求的群体,故实施该类策略在后疫情时期难以对普通乘客产生较大吸引力。

具体到乘客属性,月收入3 000~<5 000元群体、受教育程度本科以上以及女性乘客非常认同品质优化策略;服务行业职员更倾向于选择无缝衔接策略;较低收入、受教育程度为大专及以下以及男性群体将优惠奖励策略排在首位;中等收入、本科学历、专业技术人员和服务行业职员则会优先考虑无缝衔接策略(乘车便捷)。

表4表明,与通勤乘客相反,高便捷性比舒适、安静的乘车环境更吸引非通勤乘客。由于休闲娱乐目的的乘客通常为结伴出行,该类乘客对于乘车环境的敏感性较弱,更关注出行便捷性。其次,公交优先策略、

表3 通勤乘客引流策略接受度排序

Tab.3 The commuting passengers' acceptance rank to drainage policies

| 乘客属性 | 变量描述 | 不同策略显著性评估结果 | | | | |
|--------|---------------|-------------|------------|------------|------------|------------|
| | | 定制公交 | 公交优先 | 优惠奖励 | 无缝衔接 | 品质优化 |
| 性别 | 男性 | 0.198 2 | 0.193 8 | 0.205 0 | 0.203 6 | 0.199 4 |
| | 女性 | 0.196 7 | 0.195 9 | 0.200 1 | 0.201 2 | 0.206 1 |
| 月收入/元 | <3 000 | 0.196 6 | 0.197 0 | 0.205 2 | 0.199 98 | 0.201 4 |
| | 3 000~<5 000 | 0.192 8 | 0.191 3 | 0.189 6 | 0.209 7 | 0.216 6 |
| | 5 000~<10 000 | 0.202 9 | 0.188 7 | 0.202 1 | 0.206 7 | 0.199 6 |
| | ≥10 000 | 0.190 8 | 0.211 6 | 0.198 8 | 0.189 9 | 0.208 9 |
| 学历 | 高中及以下 | 0.190 9 | 0.193 5 | 0.210 2 | 0.198 0 | 0.207 4 |
| | 大专 | 0.191 5 | 0.199 1 | 0.220 1 | 0.183 5 | 0.205 8 |
| | 本科 | 0.197 5 | 0.186 9 | 0.200 0 | 0.210 8 | 0.204 8 |
| | 本科以上 | 0.199 1 | 0.200 5 | 0.198 5 | 0.200 9 | 0.201 0 |
| 职业 | 企事业单位管理人员 | 0.200 6 | 0.198 1 | 0.201 1 | 0.202 0 | 0.198 1 |
| | 专业技术人员 | 0.218 9 | 0.165 2 | 0.187 5 | 0.214 7 | 0.213 6 |
| | 个体经营者 | 0.200 0 | 0.200 0 | 0.200 0 | 0.200 0 | 0.200 0 |
| | 服务业职员 | 0.199 1 | 0.162 5 | 0.202 6 | 0.231 4 | 0.204 5 |
| | 学生 | 0.197 3 | 0.197 6 | 0.200 6 | 0.201 2 | 0.203 3 |
| | 其他 | 0.170 0 | 0.205 7 | 0.224 2 | 0.190 4 | 0.209 6 |
| 权重(排名) | | 0.196 4(4) | 0.193 0(5) | 0.202 9(2) | 0.202 3(3) | 0.205 0(1) |

表4 非通勤乘客引流策略接受度排序

Tab.4 The non-commuting passengers' acceptance rank to drainage policies

| 乘客属性 | 变量描述 | 不同策略显著性评估结果 | | | | |
|--------|---------------|-------------|------------|------------|------------|------------|
| | | 定制公交 | 公交优先 | 优惠奖励 | 无缝衔接 | 品质优化 |
| 月收入/元 | <3 000 | 0.198 1 | 0.197 8 | 0.201 9 | 0.200 6 | 0.201 6 |
| | 3 000~<5 000 | 0.196 5 | 0.194 5 | 0.198 3 | 0.204 9 | 0.205 8 |
| | 5 000~<10 000 | 0.195 2 | 0.205 9 | 0.204 4 | 0.203 5 | 0.190 9 |
| | ≥10 000 | 0.204 9 | 0.208 4 | 0.202 8 | 0.207 3 | 0.176 6 |
| 受教育程度 | 高中及以下 | 0.202 0 | 0.190 5 | 0.201 2 | 0.200 9 | 0.205 3 |
| | 大专 | 0.201 7 | 0.192 9 | 0.205 7 | 0.198 0 | 0.201 7 |
| | 本科 | 0.195 3 | 0.201 5 | 0.202 5 | 0.201 2 | 0.199 4 |
| | 本科以上 | 0.198 4 | 0.200 8 | 0.200 8 | 0.205 9 | 0.194 2 |
| 权重(排名) | | 0.199 0(4) | 0.199 3(3) | 0.202 2(2) | 0.202 3(1) | 0.196 6(5) |

定制公交策略与通勤乘客排序差异并不显著,表明该类策略对公共汽电车出行吸引力相对有限。

5 结语

为准确把握后疫情时期公共汽电车出行规律、制定客流回归策略,追踪324位公共汽电车乘客疫情前后出行行为数据,利用全出行链思路调研完整出行信息,通过Logit模型分通勤与非通勤两类群体建立公共汽电车选择行为模型,并提出5项引流策略。通过研究得到以下结论:

1) 疫情前后通勤和非通勤乘客在选择公共汽电车出行时表现出显著的行为差异,通勤乘客行为特征变化较小,而非通勤乘客变化非常显著,非通勤乘客在疫情前更关注出行经济性,而疫情后更关注出行便捷性;

2) 疫情前后四类属性变量对公共汽电车出行行为的影响机理差异显著,乘客属性中受教育程度仅在后疫情时期对公共汽电车出行行为有显著影响;出行属性中到最近车站距离、候车时长变量仅与通勤乘客公共汽电车出行频率负相关,对非通勤乘客无显著影响;

3) 两类群体对引流策略态度存在显著差异,通勤乘客更倾向于公共汽电车服务品质提升,而非通勤乘客更注重乘车便捷性,优惠奖励策略对两者都具有较强吸引力。

参考文献:

References:

- [1] 中华人民共和国交通运输部. 2020年12月中心城市客运量[EB/OL]. (2020-01-21)[2021-09-10]. https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202101/t20210121_3517380.html.
- [2] ALSGER A, TAVASSOLI A, MESBAH M, et al. Public transport trip purpose inference using smart card fare data[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2018, 87: 123-137.
- [3] 李军, 郑培庆. 基于IC卡数据的公交通勤熵变模型的构建与应用[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(1): 234-240.
LI J, ZHENG P Q. Construction and application of transit commuting entropy change model based on smart card data[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2020, 20(1): 234-240.
- [4] 魏广奇, 苏跃江, 余畅. 基于活动识别的公交出行行为重构与分析[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(4): 143-149.
WEI G Q, SU Y J, YU C. Transit travel reconstruction and analysis based on activity identification[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2020, 20(4): 143-149.
- [5] 马超群, 艾倩楠, 张俊. 不完备信息下公交断面客流的推算模型[J]. 公路交通科技, 2018, 35(5): 121-127.
MA C Q, AI Q N, ZHANG J. A model for calculating bus route section passenger volume under incomplete information[J]. Journal of highway and transportation research and development, 2018, 35(5): 121-127.
- [6] 华雪东, 阳建强, 王炜, 等. 基于数据融合的公交到站时间组合预测模型[J]. 公路交通科技, 2019, 36(2): 112-120.
HUA X D, YANG J Q, WANG W, et al. Hybrid bus arrival time prediction models based on data fusion[J]. Journal of highway and transportation research and development, 2019, 36(2): 112-120.
- [7] 陈绍辉, 陈艳艳, 赖见辉. 基于GPS与IC卡数据的公交站点匹配方法[J]. 公路交通科技, 2012, 29(5): 102-108.
CHEN S H, CHEN Y Y, LAI J H. An approach on station ID and trade record match based on GPS and IC card data[J]. Journal of highway and transportation research and development, 2012, 29(5): 102-108.
- [8] 孙锋, 刘玮轩, 苏文恒, 等. 基于IC卡数据的公交乘客上下站点匹配及相关度解析[J/OL]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2021: 1-8[2021-09-10]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CAPJ&dbname=CAPJLAST&filename=CQJT20190603001&unipatform=NZKPT&v=dGSYLFQ5hff3V19wt40Wq9sbOm3Af5SUi7BIURE78P6aHN_SBF5FM5I9kHRHqI7Ir.
SUN F, LIU W X, SU W H, et al. Matching and correlation analysis of bus passengers' boarding and stop stations based on IC card data[J/OL]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2021: 1-8[2021-09-10]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CAPJ&dbname=CAPJLAST&filename=CQJT20190603001&unipatform=NZKPT&v=dGSYLFQ5hff3V19wt40>

- Wq9sbOm3Af5SUi7BIURE78P6aHN_SBFF
M5I9kHRHql7lr.
- [9] 于泳波, 侯佳. 基于手机信令数据的常规公交站间 OD 识别[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(2): 65-72.
- YU Y B, HOU J. Bus trip OD identification based on mobile phone data[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2021, 21(2): 65-72.
- [10] 张志熙, 陈玲娟. 基于 IC 卡数据的公交乘客下车站推算模型[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2021, 46(1): 142-149.
- ZHANG Z X, CHEN L J. A model to identify passengers' alighting stops based on smart card data[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (natural science edition), 2021, 46(1): 142-149.
- [11] HUNG P, DOI K, INOI H. User retention tendency of bus routes based on user behavior transition in an area with low mode share of public transport[J]. IATSS research, 2020, 44(2): 111-124.
- [12] 陈坚, 张弛, 虞永恒, 等. 考虑环保意识和出行习惯的公交出行选择行为模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(4): 128-135.
- CHEN J, ZHANG C, TUO Y H, et al. Travel mode choice behavior model of public transit incorporating environmental concern and habit[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2020, 20(4): 128-135.
- [13] 冯焕焕, 邓建华. 基于前景值和乘客最优理论的居民公交出行选择模型[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(5): 307-311.
- FENG H H, DENG J H. Model of public transport choice based on prospect value and passenger optimal theory[J]. Science technology and engineering, 2019, 19(5): 307-311.
- [14] 刘建荣, 刘志伟. 基于出行者潜在类别的公交出行行为研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019, 47(6): 119-126.
- LIU J R, LIU Z W. Analysis of bus users' behavior based on latent class[J]. Journal of South China University of Technology (natural science edition), 2019, 47(6): 119-126.
- [15] 赵丽元, 王书贤, 韦佳伶. 基于 IC 卡数据的建成环境与公交出行率关系研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(4): 233-238.
- ZHAO L Y, WANG S X, WEI J L. Exploring the relationship between built environment and bus transit usage based on IC card data[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2019, 19(4): 233-238.
- [16] SHAMSHIRIPOUR A, RAHIMI E, SHABANPOUR R, et al. How is COVID-19 reshaping activity-travel behavior? Evidence from a comprehensive survey in Chicago[J]. Transportation research interdisciplinary perspectives, 2020, 7: 100216.
- [17] SHAKIBAEI S, DE JONG G C, ALPKÖKIN P, et al. Impact of the COVID-19 pandemic on travel behavior in Istanbul: a panel data analysis[J]. Sustainable cities and society, 2021, 65: 102619.
- [18] JENELIUS E, CEBECAUER M. Impacts of COVID-19 on public transport ridership in Sweden: analysis of ticket validations, sales and passenger counts[J]. Transportation research interdisciplinary perspectives, 2020, 8: 100242.
- [19] TIHKKAJA H, VIRI R. The effects of COVID-19 epidemic on public transport ridership and frequencies: a case study from Tampere, Finland[J]. Transportation research interdisciplinary perspectives. 2021, 10: 100348.
- [20] 刘建荣, 郝小妮, 石文瀚. 新冠疫情对老年人公交出行行为的影响[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(6): 71-76.
- LIU J R, HAO X N, SHI W H. Impact of COVID-19 on the elderly's bus travel behavior[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2020, 20(6): 71-76.
- [21] 孙帆, 晋民杰, 张涛, 等. 新冠疫情前后老年人公交出行满意度研究[J]. 北京交通大学学报, 2022, 46(1): 51-60.
- SUN F, JIN M J, ZHANG T, et al. Study on elderly's satisfaction with bus travel before and after COVID-19[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46(1): 51-60.
- [22] HOTLE S, MURRAY-TUITE P, SINGH K. Influenza risk perception and travel-related health protection behavior in the US: insights for the aftermath of the COVID-19 outbreak[J]. Transportation research interdisciplinary perspectives, 2020, 5: 100127.

(下转第97页)