

考虑多维属性的混合路网路径选择行为预测

王艳丽¹, 王晨曦², 赵欣然¹, 吴 兵¹

(1. 同济大学 交通学院, 上海 201804; 2. 湖北省智慧交通研究院有限公司 产业战略研究中心, 武汉 430050)

摘 要: 为探究大城市混合路网中路径利用不均衡的深层原因, 采用行为(RP)与意向(SP)联合调查, 系统收集了驾车出行者在混合路网中的出行特征及路径选择数据。结合多维路径属性和个人出行特征, 基于随机后悔理论构建了路径选择模型, 并引入尺度效应以提升模型的预测精度。结果表明, 距离、红绿灯数量、过路费、历史平均时间、拥堵时的额外时间及其发生可能性等路径属性是路径选择的显著影响因素, 个人出行频率和历史路径偏好对决策行为具有关键作用。改进后只考虑路径属性的模型中率为 0.703, 融入个人出行特征后模型中率提高到 0.872, 在拟合效果和预测能力上显著优于传统模型。本文研究结果可为城市交通精细化管理策略提供量化依据, 也可为个性化导航服务的优化设计提供实用参考。

关键词: 交通运输规划与管理; 路径选择行为预测; 随机后悔最小化模型; 混合路网; 出行特征; 路线属性

中图分类号: U491.2 文献标志码: A 文章编号: 1671-5497(2026)08-2067-10

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250035

Prediction of route selection behavior for mixed road network considering multi-class attributes

WANG Yan-li¹, WANG Chen-xi², ZHAO Xin-ran¹, WU Bing¹

(1. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Industry Strategy Research Center, Hubei Intelligent Transportation Research Institute Co., Ltd, Wuhan 430050, China)

Abstract: To explore the underlying causes of uneven path utilization in urban mixed road networks, revealed preference (RP) and stated preference (SP) joint surveys were adopted to systematically collect data on drivers' attributes and path choices in urban mixed road networks. Path choice models based on random regret theory were developed, incorporating multidimensional path attributes and individual travel characteristics, with scale effects introduced to enhance predictive accuracy. The results show that path attributes such as distance, number of traffic lights, tolls, historical average travel time, additional time during congestion, and the likelihood of congestion significantly influence path selection. Personal travel frequency and historical path preferences also play critical roles in decision-making. The improved model considering path attributes achieves a hit rate of 0.703, and the improved model integrated drivers' attributes has a hit rate of 0.872, demonstrating superior fitting performance and predictive capability compared to traditional models. The study results provides a quantitative basis for refined urban traffic

收稿日期: 2025-01-10.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52172331).

作者简介: 王艳丽(1985-), 女, 高级工程师, 博士. 研究方向: 交通运输规划与管理. E-mail: wangyanli@tongji.edu.cn

management strategies and practical insights for optimizing personalized navigation services.

Key words: transportation planning and management; route selection behavior prediction; stochastic regret minimization model; mixed road network; travel characteristics; route attributes

0 引言

许多大城市的道路是由高快速路和普通道路组成的混合路网。现实中,常出现高快速路和地面道路使用不均衡的现象^[1]。其原因在于两类道路交通流特征不同,出行者对道路类型的选择存在偏好差异^[2]。随着交通需求的增长和路径选择差异,混合路网利用的不均衡性日益突出。因此,分析和预测驾车出行者对高快速路和普通道路的路径选择偏好,对于优化交通管理、提升整体路网效益极为必要。

目前,研究者对于路径选择因素和模型展开了广泛研究。唐歆琳等^[3]基于问卷数据,构建了结构方程模型,探究了高速公路出行者出行路径选择行为的影响因素;徐媛等^[4]将出行者按照对起讫点间不同路径的熟悉程度进行分类,构建了后悔视角下考虑出行者路径熟悉度的多用户随机用户均衡模型;Ahmad等^[5]提出,路线选择模型需要考虑路网特征、出行需求、出行者行为^[6]、提供的路线信息^[7]等一系列因素,而且社会经济、环境和文化因素也会对出行者的选择产生重大影响,并研究了不同路线选择模型的有效性和局限性。综合来看,许多因素均能影响出行者出行行为的选择,常用路径选择模型也较多,不同场景下的影响因素和适用模型会有所差异,还需要具体场景具体分析。

以往研究中,尽管有针对高速公路或中心城区路网路径选择行为的研究,但较少考虑混合路网。单一类型的道路网,其交通流动结构基本一致,路径选择考虑的因素也相似,决策相对简单。而混合路网中,快速路和普通道路在速度、信号灯设施等差异较大,出行者偏好差异较明显^[3]。研究混合路网中的路径选择行为对于路径诱导和均衡路网利用极为重要。

本文设计了多个混合路网场景,对驾车者采用行为(Revealed preference, RP)与意向(Stated preference, SP)联合调查,采集混合路网下驾车出行者面临不同道路类型时的路线选择行为数据。根据所得数据,分析影响出行者路径选择行为的

主、客观因素,基于后悔理论分别构建了基于路线属性以及融合出行者历史特征的路线选择预测模型,并与其他模型精度进行对比,旨在找到影响混合路网选择的道路属性和出行特征因素,以精细化交通管理(如改变道路属性来引导个人路径选择、针对不同出行群体提供准确的引导措施)、均衡混合路网利用。

1 路径选择行为数据获取

1.1 行为数据获取方法

交通出行行为调查主要有两种,RP调查和SP调查。前者即行为调查,是对实际行动或已完成的选择性行为进行调查;后者即意向调查,是在假设条件下,确定主体如何选择以及如何考虑的意向调查。

考虑到RP调查的数据可靠性和准确性较高^[8],但具有一定局限性,而SP调查虽成本较为昂贵但能准确反映出出行者心理因素,故本文采用SP和RP联合调查,获取出行者在混合路网中的路径选择行为数据。RP调查主要收集出行者的社会经济特征、历史出行特征;SP调查主要获取不同假设情景下出行者的路径选择意愿。主要数据获取流程如图1所示。

1.2 调查问卷设计

对应出行者的社会、经济特征,综合现有研究共选取9个属性进行调查;对于历史出行特征,综合分析后设置了8个问题进行调查,具体情况如表1所示。此外,为了提高问卷的有效性和后续问卷筛选的便捷性,在问卷中增设了跳转逻辑,当受访者日常驾车出行频率为0、无驾照、家庭无车且不会租车出行时,问卷会跳转到结尾处,结束作答。

在进行SP调查情景设计时,考虑到目的地距离可能会影响路径选择,设计了两种不同距离起讫点的场景;考虑混合路网中道路类型的多样性和差异性,设计了道路类型不同的3类路径供受访者选择。具体参考的实际路线情况如图2所示。

确定场景后选取对出行者快速路选择行为有显著影响的路径属性进行情景设计。根据上述场

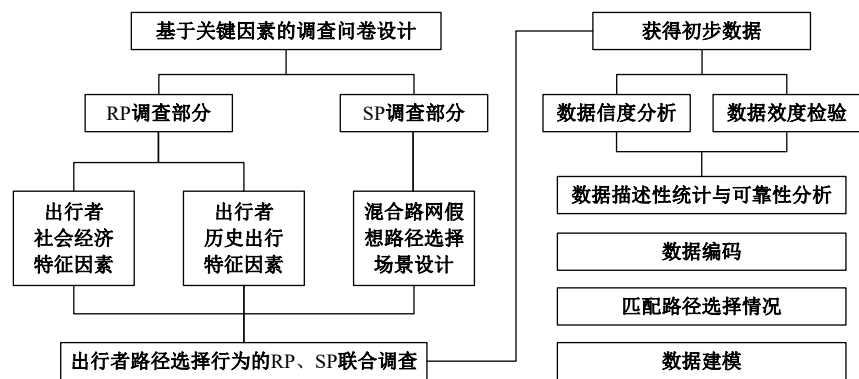


图 1 数据获取流程图

Fig. 1 Data acquisition flowchart

表 1 问卷设计

Table 1 Questionnaire design

类别	问题	类别	问题
社会经济特征	性别	历史出行特征	一周驾车出行频率
	驾龄		工作日日均驾车出行频率
	年龄段		周末日均驾车出行频率
	家庭汽车总数		节假日日均驾车出行频率
	受教育程度		出行目的
	月均收入		预估时间差异
	家庭总人数		历史单程出行距离
	家庭年收入		最近高/快速路出入口距离
			高/快速路选择比例



图 2 实际情景参考

Fig. 2 Practical scenario reference

景路线的历史出行信息,设计各个路径属性的不同水平值,如表 2 所示。

由于表 2 中多个属性之间易存在相互依赖性,需要采用专业的试验设计方法进行情景设计。对一种场景若采用全面设计,则需要 2 187 种情景,综合考虑调查成本及可靠性,采用正交设计方

法。由于路径属性(红绿灯数量、费用)与道路类型相关,因此在正交设计中只需采用 5 因子设计即可。利用 SPSS 软件生成情境选项,试验次数下降到 16 次。两类不同起始点距离场景的问卷调查则需设计 32 个情景方案。此外,在问卷调查中,针对费用不为 0 的情景方案还设计了其他属

表 2 场景路径属性水平
Table 2 Scenario path attribute level

属性	类别	距离/km	道路类型	红绿灯数量/个	费用/元	发生拥堵可能性/%	路线历史平均时间/min	发生拥堵时额外所需时间/min	属性水平编号
属性水平	20 km 以下	8.5	高快速路+普通地面道路	25	0	20	40	4	1
		10	普通地面道路	33	0	45	32	9	2
		12	高快速路	14	0	70	36	6	3
	20 km 以上	20	高快速路	14	10	45	40	15	1
		22	普通地面道路	50	0	70	54	10	2
		30	高快速路+普通地面道路	22	5	20	45	12	3

性值不变、费用为 0 的额外选择问题,最终情景方案数量为 48 个。在问卷调查中,情景设计示例如图 3 和表 3 所示。



图 3 问卷情景示例
Fig. 3 Example of questionnaire scenario

表 3 问卷情景示例
Table 3 Example of questionnaire scenario

路线	距离/km	道路类型	过路费/元	红绿灯数量	发生拥堵概率/%	路线历史平均时间/min	发生拥堵时额外所需时间/min
1	20	高快速路	10	14	45	40	15
2	22	普通地面道路	0	50	70	54	10
3	30	高快速路+普通地面道路	5	22	20	45	12

1.3 数据获取及编码

1.3.1 数据采集

调查于 2024 年 1 月进行,调查区域设定为上海市域,利用问卷星进行调查,共计回收问卷 824 份。对问卷数据进行有效性检验,删除驾车出行频率为 0、无驾照、家庭无车且不会租车出行、陷阱题目回答不一致以及作答时间少于 30 s 的问卷。最终获得有效问卷 679 份,问卷有效率为 82%,样本量共计 10 855 个。

1.3.2 可靠性分析

本文对有效问卷数据中的量表类数据进行信度分析和效度检验。采用 SPSS 统计分析软件,使用 Cronbach's Alpha 值进行信度分析,使用 KMO 和 Bartlett 检验进行效度检验,数据总体上通过了信度分析和效度检验,较为真实可信。

数据的描述性统计如图 4 所示。整体来看,受访者的年龄结构、性别比例等社会经济特征较为符合实际情况,能够有效减少由于样本分布不

考虑到情景较多,为了确保问卷回答的有效性,将情景方案划分为 3 份,共设计 3 份问卷,每份问卷均包含 3 部分调研内容,分别为受访者的社会经济特征、历史出行特征和路径选择题目,3 份问卷的路径选择问题数量分别为 15、16、17。调查者只需要回答一份问卷即可。同时,为了确保问卷的可靠性,在问卷中设置了两个陷阱题目,进一步保证问卷的质量。

均匀而引起的误差,从而提高本文数据的真实性和可靠性。

1.3.3 数据编码

问卷调查获取的原始数据为受访者的选择结果,需要将原始数据重新编码(即添加路径的具体路径信息),并与路径选择情况进行匹配。

首先,初步处理原始问卷数据,剔除陷阱题目、筛选题目和问卷星系统默认的答卷时间、来源、IP 等题目,问卷数据共包含 38 列、679 行;然后,在数据编码过程中,需要将每个受访者的每次路径选择结果作为一条单独数据进行处理,即将原始问卷数据中的一行拆分为对应的路径选择次数;最终,得到用于建模的数据共 28 列,其编码情况如表 4 所示。

考虑到历史出行距离差异的影响^[2],本文选取历史出行距离小于 20 km 的受访者(在样本中占比超过 50%)作为研究对象。经过数据编码后,获得的数据共计 25 485 条,随机选取 70%(即

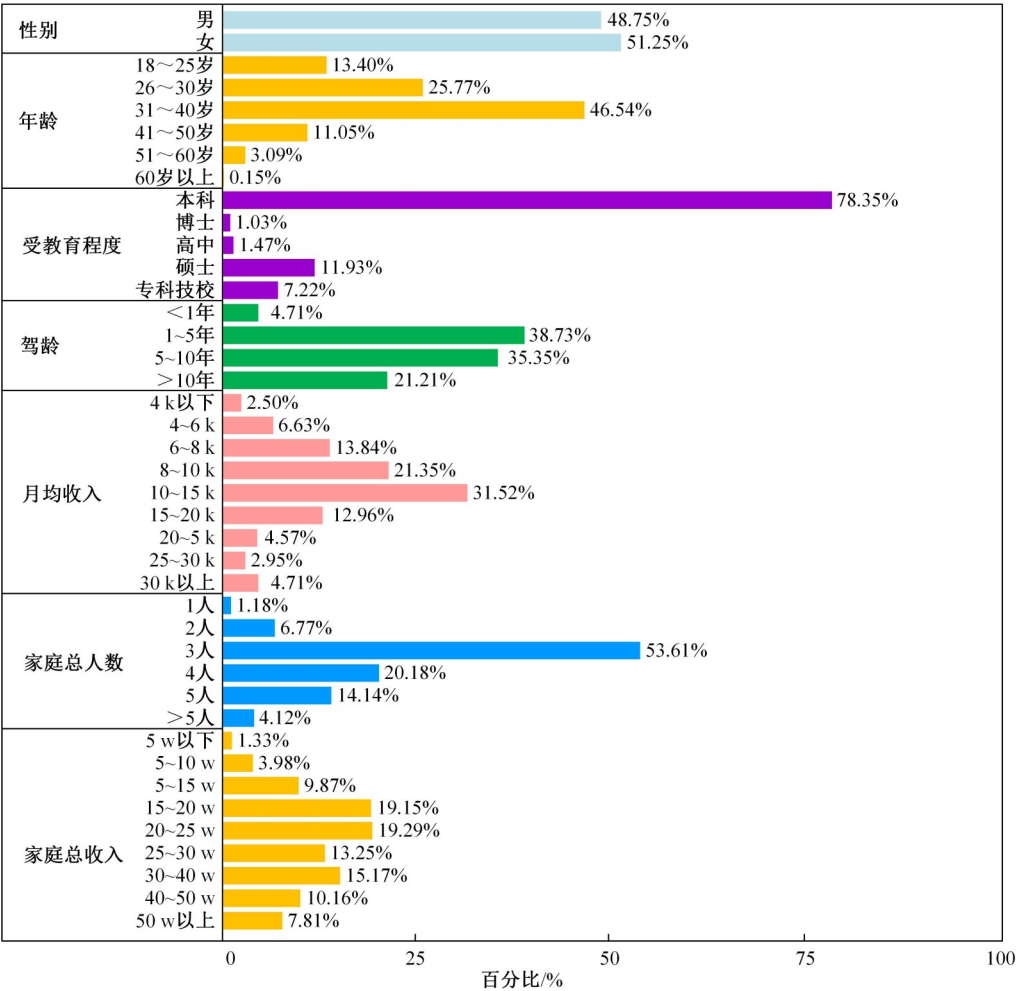


图 4 数据描述性统计

Fig. 4 Descriptive statistics of data

表 4 数据编码情况

Table 4 Data encoding status

属性列名	编码情况	变量形式
个体编号	受访者编号	个体标识
场景编号	一个路径选择即为一个场景,共计 48 个场景	场景标识
路径编号	该条路径在场景中的编号,对应 1、2、3	路径标识
选择行为	选择该条路径编码为 1,否则为 0	选择标识
路径属性(共 7 列)	道路类型(只包含高快速路则为 1;包含高快速路和地面普通道路为 2;只包含地面普通道路为 3)、距离、红绿灯数量、过路费、发生拥堵可能性、路线历史平均时间、发生拥堵时额外所需时间	分类变量 连续变量
社会经济特征(共 8 列)	性别、驾龄、年龄段、家庭汽车总数、受教育程度、月均收入、家庭总人数、家庭年收入	分类变量
历史出行特征(共 9 列)	一周驾车出行频率、工作日日均驾车出行频率、周末日均驾车出行频率、节假日日均驾车出行频率、出行目的、时间预估差异、历史单程出行距离、与高/快速路出入口距离、高/快速路选择比例	分类变量

17 840 条)数据用于建模参数标定,从剩余数据中挑选同个场景下的数据用于测试模型效果。

论、随机效用理论、有限理性、模糊集理论和机器学习等模型。

2 研究方法选取及改进

2.1 研究方法选取

目前,路径选择模型主要有基于期望效用理

期望效用理论和随机效用理论是基于“理性人”的假设并追求效用最大化。但在实际生活中,人并不是完全理性的,出行者无法获得路径的所有属性,因此,Logit 模型对于真实世界决策者的

选择行为解释力有限。如 Samal 等^[9]利用多项 Logit(Multi-nomial logit, MNL)模型预测车辆的动态路径选择行为,模型精度仅有 13.25%。

经济学家 Simon 提出了有限理性^[10],认为人在主观意愿上是理性的,但其认知是局限的,进而造成了有限理性的现象。决策者的选择结果多为令其满意的备选方案而不是客观上的最优方案^[11]。Mahmassani 和 Chang 率先使用有限理性描述静态流量分配问题中的出行行为^[12]。

有学者提出,作为消极情绪的一种,后悔也会影响出行者的决策行为。如涂强等^[13]指出针对交通系统的不确定性,出行者不同的风险态度会影响出行者的路径选择。2008 年,Chorus 等^[14]提出了随机后悔最小化(Random regret minimization, RRM)模型,将后悔理论的决策思想扩展到交通领域,在模型中引入后悔度量函数改进效用函数以更好地解释真实的决策者行为。结果证明 RRM 模型的预测结果更符合出行者的路径实际选择行为。Belgiawan 等^[15]借助瑞士地铁数据集进行试验,结果证明,RRM 模型在样本内的预测精度可达到 68.5%。

近十多年来,后悔理论在交通领域的研究主要集中在改进模型、出行者路径规划、路径选择行为等方面,如 Li 等^[16]基于出行时间的变化将随机后悔最小化理论应用于路径规划、Zhu 等^[17]借助随机后悔最小化理论研究了突发事故下的路径选择行为,但二者均未考虑出行者特征属性。现有研究较少考虑不同道路属性或拥堵程度下出行者的路线选择差异。

除了基于效用和基于有限理性的路径选择模型外,也有学者基于模糊集理论和机器学习的相关方法进行路径选择行为建模。但由于此类模型可解释性差,难以找到路径选择行为的影响因素,为交通管控提供决策支持。

考虑到后悔理论作为一种不确定环境下的决策方法,可以充分体现出行者对每条路线价值评价的比较,更能体现出行者在进行出行决策时的心理因素,较适合于体现混合路网中不同出行者对于道路类型的不同偏好。因此,本文采用 RRM 模型作为路径选择模型建模的基础模型,对其进行改进,并将其与效用最大化模型比较。

2.2 基于后悔最小化的路径选择模型

RRM 模型主要针对于二项选择,假设出行者有 J 个备选出行方案,每个方案由 M 个属性描述,

z_{jm} 为方案 j ($j=1, 2, \dots, J$) 在属性 m ($m=1, 2, \dots, M$) 上的取值,不同方案对应相同属性的值 z_{jm} 可以比较。令 $R_{i \leftrightarrow j}^m$ 表示在属性 m 层面的二项选择后悔(即选择方案 i ,同时放弃方案 j),即:

$$R_{i \leftrightarrow j}^m = \max\{0, \beta_m \cdot (z_{jm} - z_{im})\} \quad (1)$$

式中: z_{im} 、 z_{jm} 分别为路径方案 i 、方案 j 在属性 m 上的取值; β_m 为待估参数,表示属性 m 对潜在后悔值的贡献程度; $R_{i \leftrightarrow j}^m$ 为衡量出行者是否存在后悔情绪的参数,在方案 i 在属性 m 上的表现优于方案 j 时, $R_{i \leftrightarrow j}^m = 0$,表示不存在后悔情绪,同时模型也不考虑欣喜情绪,当方案 i 在属性 m 上的表现劣于方案 j 时, $R_{i \leftrightarrow j}^m > 0$,表示后悔。

将 M 个属性的二项选择后悔值累加,并从每对两两比较的属性后悔值累加值中选择最大值,表示为 R_i ,用于表示选择方案 i 、放弃 j 的后悔值:

$$R_i = \max_{i \neq j} \left\{ \sum_{m=1}^M \max\{0, \beta_m (z_{jm} - z_{im})\} \right\} \quad (2)$$

为了在后悔值中体现难以观测的感知误差,Chorus^[18]在式(1)中添加了两个误差项 v_{0m} 和 v_{xm} ,这两个误差项独立同分布(I型极值分布),以表示在属性感知和权重方面未被观察到的异质性,即:

$$R_{i \leftrightarrow j}^m = \max\{0 + v_{0m}, \beta_m \cdot (z_{jm} - z_{im}) + v_{xm}\} \quad (3)$$

当误差项服从独立相同的 Gumbel 分布时, $R_{i \leftrightarrow j}^m$ 的期望 $\tilde{R}_{i \leftrightarrow j}^m$ 为:

$$\tilde{R}_{i \leftrightarrow j}^m = \ln(1 + \exp[\beta_m (z_{jm} - z_{im})]) \quad (4)$$

式中: $\ln(1 + \exp(\cdot))$ 函数在零点附近连续。

由此得到的 RRM 模型具有光滑的似然函数,提高了模型的实用性,参数估计可通过标准软件包完成,但式(1)则需要自行编写代码。此外,式(4)能够刻画欣喜情绪,当 $\beta_m (x_{jm} - x_{im}) < 0$ 时,表示欣喜;当 $\beta_m (x_{jm} - x_{im}) > 0$ 时,表示后悔;当 $\beta_m (x_{jm} - x_{im}) = 0$ 时,表示既不后悔也不欣喜。

从式(3)可以看出,一个方案的后悔值只与其他未被选择方案中的最优方案有关,但在实际情况中,出行者会对比所选方案和其他未选方案,若未选方案更佳,后悔值会进行累加。故 Chorus^[18]又将所有未选方案的属性值都引入式(4),改进后的后悔值计算公式为:

$$R_i' = \sum_{j \neq i, j=1}^J \sum_{m=1}^M \ln(1 + \exp[\beta_m (z_{jm} - z_{im})]) + \epsilon_i \quad (5)$$

从后悔值的度量可以看出,后悔值同时计算了所选方案和未选方案的可能后悔值,故后悔理论不再满足无关备选项独立性(Independence of irrelevant alternatives, IIA)假设,即两个备选方案之间的相对选择关系可能受到其他备选方案的影响。

2.3 考虑尺度效应的改进模型

出行者在选择路径时,对不同属性(如拥堵程度)的感知差异反应不是线性的,而是受到当前路径条件(如拥堵情况或预估出行时间等)的影响。而且,路径属性的数量级可能存在差异,会导致决策者对同样属性差异值产生不同的感知。所以本文借用认知心理学原理,引入尺度效应解释和预测旅行者对路径选择中的不同属性差异(如时间、费用、交通状况等)的感知变化对模型进行改进。

由于出行者的个体特征和出行特征,以及每个个体对信息的接受能力、处理能力和判断能力不同,出行者在感知路线属性时可能产生认知偏差,即与客观路线方案效用属性不完全一致。当原始刺激较高时,个体维持相同感知差异所需的刺激增量也较高。Guilford^[19]发现,当外部刺激过大或过小时,个体对刺激变化的敏感性降低,所需的刺激增量比韦伯定律计算值要大。为此,在当前路径属性值中添加了一个介于0和1之间的功率因数 $\gamma^{[16]}$,称为属性感知差异因子,改进后的后悔值计算公式为:

$$R_i'' = \sum_{j \neq i, j=1}^J \sum_{m=1}^M \ln \left(1 + \exp \left[\beta_m \cdot \frac{(z_{jm} - z_{im})}{z_{im}^\gamma} \right] \right) + \epsilon_i \quad (6)$$

由此得到随机后悔度量函数,即考虑尺度效应的随机后悔最小化模型(RRM-C),如下所示:

$$RR_{tik} = \sum_{j \neq i} \sum_m \ln \left(1 + \exp \left[\beta_m \cdot \frac{(z_{tjmk} - z_{timk})}{z_{timk}^\gamma} \right] \right) + \epsilon_{tik} \quad (7)$$

式中: RR_{tik} 为决策者 t 在第 k 个混合路网场景下选择路径 i 的随机后悔值; R_{tik} 为决策者 t 在第 k 个混合路网场景下选择路径 i 的确定后悔值; ϵ_{tik} 为决策者 t 在第 k 个混合路网场景下选择路径 i 的随机后悔误差; $z_{tjmk} - z_{timk}$ 为路径 i 和路径 j 在属性 m 上的取值差。

假设随机误差服从广义极值I型独立同分布,故当求解后悔最小值时,相当于求解后悔值相反数的最大值,因此出行者 t 在第 k 个场景下对路

径 i 的选择概率 P_{Rtik} 如下所示:

$$P_{Rtik} = \text{Pr ob} (RR_{tik} < RR_{tjk}, \forall j \neq i) = \frac{\exp(-RR_{tik})}{\sum_{j=1}^J \exp(-RR_{tjk})} \quad (8)$$

2.4 模型评价指标与求解方法

选取 Macfadden R^2 、中率(Hit percent)衡量模型拟合效果。其中,Macfadden R^2 用于衡量模型拟合度,其值为0.2~0.4时,可以认为模型拟合度较好;Hit percent用于衡量模型预测效果,其中Hit R_1 、Hit R_2 、Hit R_3 分别为选择每条路线的中率。具体求解方法如下所示。

首先,将估计参数值及其对应的变量值代入式(8),计算出所有出行者在每个场景下的预测选择概率 $\hat{P}_{Rtik}$ 。对于所有的出行者,假定选择了 $\hat{P}_{Rtik}$ 最大的路径,预测选择结果 $\hat{\delta}_{Rtik}$ 为:

$$\hat{\delta}_{Rtik} = \begin{cases} 1, & \hat{P}_{Rtik} \text{ 为最大值时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

然后,定义预测结果命中指示变量 S ,用于表征实际选择结果与模型预测结果是否一致。如果实际选择结果 δ_{in} 与预测结果 $\hat{\delta}_{Rtik}$ 一致, $S=1$;不一致时, $S=0$ 。则Hit percent计算公式如下:

$$\text{Hit}R = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{i \in A_n} S}{\sum_{t=1}^T J_n} \quad (10)$$

$$\text{Hit}R_i = \frac{\sum_{n=1}^N S}{N_i} \quad (11)$$

式中:Hit R 为全体的中率;Hit R_i 为对于选择路线 i 的中率; A_n 为场景下的选择路线集合; $J_n=3$,表示每个场景下的选择路线个数。

3 建模结果及对比分析

3.1 基于路线属性的模型结果分析

首先,运用2.3节中的考虑尺度效应的随机后悔最小化路径选择模型(RRM-C)进行建模,基于极大似然估计和Python编程求解模型。然后,计算 Macfadden R^2 、Hit percent以衡量模型拟合和预测效果。同时,构建效用最大化的多项式Logit模型和未考虑尺度效应的RRM模型与之进行对比。经多次尝试并剔除不显著的变量,模型对比结果如表5所示。

表 5 考虑路径属性时模型结果
Table 5 Model results considering path attributes

变量和评价指标	RRM-C		RRM		MNL	
	系数	<i>p</i> 值	系数	<i>p</i> 值	系数	<i>p</i> 值
距离	−1.406	0.226	0.026	0.416	0.035	0.666
高快速路	−13.839	0.000	−0.487	0.000	−0.967	0.278
高快速路和普通地面道路	−6.206	0.000	−0.244	0.006	−0.449	0.261
红绿灯数量	−0.162	0.239	−0.040	0.000	−0.074	0.250
过路费	−96.912	0.000	−0.032	0.459	−0.052	0.455
路线历史平均时间	−8.115	0.000	−0.015	0.174	−0.020	0.491
发生拥堵时额外所需时间	−2.150	0.000	−0.042	0.118	−0.066	0.170
发生拥堵可能性	−0.262	0.032	−1.613	0.000	−2.345	0.003
功率因数 γ	0.959	0.000	—	—	—	—
Mcfadden R^2	0.220		0.216		0.189	
去掉不显著变量后 Mcfadden R^2	0.215		0.206		0.188	
HitR	0.703		0.495		0.495	
HitR ₁	0.758		0.242		0.242	
HitR ₂	0.797		0.797		0.797	
HitR ₃	0.555		0.445		0.445	

从系数结果来看,RRM-C 要更符合实际情况。RRM-C 在距离属性上的系数为负,表明随着距离的增加,出行者对路径选择的意愿降低,即出行者更偏向于选择距离较短的路径,这与实际情况较为一致。但 MNL 模型和 RRM 模型在距离属性上的系数为正,与实际情况不符。

在其他路径属性上,红绿灯数量的系数均为负,表明红绿灯数量对出行者的路径选择有负面影响,随着红绿灯数量的增加,路线的后悔值增加,即出行者更偏向于选择红绿灯数量更少的路径;过路费的系数均为负,表明过路费对出行者的路径选择有负面影响,随着过路费的增加,路线的后悔值增加,即出行者更偏向于选择过路费更低的路径;发生拥堵时额外所需时间的系数均为负,表明该变量对出行者的路径选择有负面影响,发生拥堵时额外所需时间越长,路线的后悔值越大,即出行者更偏向于选择发生拥堵时额外所需时间更短的路径。

从模型拟合度来看,只考虑路径属性时,RRM-C 模型的拟合度最高,其次是 RRM 模型,最差的是 MNL 模型,其 Macfadden R^2 未超过 0.2,模型的拟合度相对较差。

3.2 融入出行者历史特征的模型结果分析

在路径选择过程中,个人出行特征会对出行者的感知产生影响,因此加入个人出行特征与路径属性的交叉项,以表征个人出行特征对出行者路径选择的影响。采用两个出行者群体分别标定

模型,经过多次尝试并剔除不显著的变量,该群体的模型标定结果如表 6 所示。

从系数结果来看,RRM-C 在距离属性上的系数为负,这与实际情况较为一致,而 RRM 模型和 MNL 模型与实际情况不符,而且 RRM-C 模型所有变量均为显著变量。

除了具有基于路线属性模型的变量外,考虑出行者历史特征的模型额外增加的交叉项可以包含更多信息。RRM-C 模型结果显示,路线历史平均时间 $\times$ 出行频率为负,表明出行频率较高的出行者对路线历史平均时间较为敏感,即出行频率更高的出行者更希望路线的历史平均时间更短,而出行频率较低的出行者更能接受时间较长的路径;发生拥堵可能性 $\times$ 高/快速路选择比例系数为负,表明频繁选择高快速路的出行者,对发生拥堵可能性较为敏感,即高/快速路选择比例较高的出行者,更倾向于选择发生拥堵可能性较低的路径。

从模型拟合度来看,3 种模型中,RRM-C 的模型效果最佳,拟合度最高,优于 RRM 模型和 MNL 模型。考虑出行者特征的模型预测结果达到 0.872,特别是 HitR₃,达到了 0.934,远优于单纯基于路线属性的模型 HitR₃ 的 0.555。

3.3 应用场景分析

本文模型不仅筛选出了与混合路网路径选择相关的影响因素,能够准确预测出行者在混合路网中的路径选择行为,而且可以应用到交通流量

表 6 融入出行特征时群体的模型结果

Table 6 Model results of the group integrating travel characteristics

变量	RRM-C		RRM		MNL	
	系数	ρ 值	系数	ρ 值	系数	ρ 值
距离	-0.396	0.000	0.780	0.000	1.139	0.017
高快速路	-4.043	0.000	-0.302	0.000	-0.531	0.000
高快速路和普通地面道路	-2.369	0.000	-0.096	0.005	-0.164	0.056
红绿灯数量	-4.339	0.000	-0.379	0.000	-0.688	0.000
过路费	-0.153	0.000	-0.064	0.111	-0.107	0.112
路线历史平均时间 $\times$ 出行频率	-1.143	0.000	0.004	0.350	0.005	0.291
发生拥堵时额外所需时间	-0.669	0.000	-0.081	0.023	-0.118	0.003
发生拥堵可能性 $\times$ 高/快速路选择比例	-0.541	0.000	-0.011	0.886	-0.023	0.863
功率因数 γ	0.989	0.000	—	—	—	—
Mcfadden R^2	0.222		0.201		0.173	
去掉不显著变量后 Mcfadden R^2	0.222		0.195		0.178	
HitR	0.872		0.615		0.417	
HitR ₁	0.808		0.594		0.192	
HitR ₂	0.874		0.614		0.126	
HitR ₃	0.934		0.637		0.934	

注:出行频率为出行者在实际生活中的历史出行频率;高/快速路选择比例为出行者在过去 10 次出行中选择高/快速路出行的次数。

预测和交通管理方面。

在城市混合路网交通流量预测方面的应用流程如下:首先,根据相关交通大调查数据或部分抽样调查数据,获取到个体的出行特征数据;然后,根据个体出行特征数据和路网信息按照本文建模方法标定新的路径选择模型;最后,通过预测规划交通流量分布,有针对性地规划和优化道路网络。

在交通精细化管理方面,通过将出行者历史特征融入模型,使得模型求解时能够更充分地考虑实际情况,能够深入挖掘出行者的行为模式,从而为交通管理提供新的视角和解决方案。此外,本文模型也可用于动态交通流量分配,进而根据路网通行情况,通过可变信息板、交通广播等各类形式进行路径诱导。

4 结束语

本文针对大城市混合路网中快速路与普通道路利用失衡的问题,研究了驾车出行者在混合路网中的路径选择行为。通过设计的混合路网下 48 个试验场景,收集了出行者在混合路网中历史出行以及试验场景下的路径选择数据。选取随机后悔最小化模型(RRM)作为基础模型,考虑尺度效应改进 RRM,构建了混合路网路径选择的 RRM-C 模型,并与传统的 MNL 模型及 RRM 模型进行对比。从设施管控角度,RRM-C 模型的整体中率为 0.703,远高于 RRM 和 MNL 模型。

模型结果表明,除了传统影响因素(如距离和道路类型)外,红绿灯数量、过路费、历史平均时间、发生拥堵时的额外时间及拥堵发生的可能性等因素也显著影响路径选择,它们的增加均会减少出行者对该路径的选择。从需求管控层面,将出行者的历史出行特征纳入路径选择模型后,RRM-C 模型总体精度提高到 0.872,可见出行者的出行频率和历史选择偏好对路径选择有显著影响。出行者对高快速道路的选择概率与其历史选择比例正相关。融入出行者个人历史数据的 RRM-C 模型能更准确地模拟出行者的选择行为,特别是在复杂的混合路网中,RRM-C 模型的优势更为明显。本文不仅发现了影响快速路与普通道路选择的关键影响因素,而且所提出的路径选择模型精度较好,可以为城市精细化道路改善和交通管理提供理论支持,尤其在通过管控提升地面道路利用率方面具有重要意义。同时,本文模型也可个性化导航服务的优化设计提供实用参考,通过结合出行者历史数据,能够提供更为精准的路径推荐。

参考文献:

[1] Zhai Ben, Wu Bing, Wang Yan-li, et al. Dist-ributed coordinated control of mixed expressway and urban roads: a sensitivity-based approach[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2025, 29(6): 579-592.

[2] Wang Yan-li, Wang Chen-xi, Wu Bing. Analysis of

- factors influencing travelers' route choice for expressway and urban ordinary road[C]//Proceedings of the 2024 International Conference on Intelligent Driving and Smart Transportation, Guangzhou, China, 2024: 56-62.
- [3] 唐歆琳, 黄锦锋. 基于SEM的客车出行者出行路径选择行为研究[J]. 交通工程, 2023, 23(4): 83-87, 93.
Tang Xin-lin, Huang Jin-feng. Study on travel route choice behaviour of passenger drivers based on SEM[J]. Journal of Transportation Engineering, 2023, 23(4): 83-87, 93.
- [4] 徐媛, 刘凯, 卢珂. 后悔视角下考虑出行者路径熟悉度的交通流分配模型[J]. 系统管理学报, 2024, 33(4): 1471-1482.
Xu Yuan, Liu Kai, Lu Ke. A traffic assignment model based on regret perspective considering travellers' route familiarities[J]. Journal of Systems & Management, 2024, 33(4): 1471-1482.
- [5] Ahmad F, Alfagih L, Hess S, et al. Travel behaviour and game theory: a review of route choice modelling behaviour[J]. Journal of Choice Modelling, 2024, 50: No. 100472.
- [6] de Palma A, Picard N. Route choice decision under travel time uncertainty[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2005, 39(4): 295-324.
- [7] Ben-Elia E, Avineri E. Response to travel information: a behavioural review[J]. Transport Reviews, 2015, 35(3): 352-377.
- [8] Hensher D A, Rose J M, Greene W H. Applied Choice Analysis: a Primer[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [9] Samal S R, Mohanty M, Gorzelańczyk P. Exploring lane changing dynamics: a comprehensive review of modeling approaches, traffic impacts, and future directions in traffic engineering research[J]. Transactions on Transport Sciences, 2024, 15(2): 54-68.
- [10] Simon H A. Models of Man: Social and Rational: Mathematical Essays on Rational Human Behavior in a Social Setting[M]. New York: Wiley, 1957.
- [11] Hocine A, Kouaissah N, Lozza S O, et al. Modeling de-novo programming within Simon's satisficing theory: methods and application in designing an optimal offshore wind farm location system[J]. European Journal of Operational Research, 2024, 315(1): 289-306.
- [12] Mahmassani H S, Chang G L. On boundedly rational user equilibrium in transportation systems[J]. Transportation Science, 1987, 21(2): 89-99.
- [13] 涂强, 程琳, 林芬, 等. 考虑出行者风险态度的最优路径搜索[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2019, 49(3): 720-726.
Tu Qiang, Cheng Lin, Lin Fen, et al. Finding shortest path considering traveler's risk attitude[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(3): 720-726.
- [14] Chorus C G, Arentze T A, Timmermans H J P. A random regret-minimization model of travel choice[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2008, 42(1): 1-18.
- [15] Belgiawan P F, Dubernet I, Schmid B, et al. Context-dependent models (CRRM, MuRRM, PRRM, RAM) versus a context-free model (MNL) in transportation studies: a comprehensive comparisons for Swiss and German SP and RP data sets[J]. Transportmetrica A: Transport Science, 2019, 15(2): 1487-1521.
- [16] Li Meng-jie, Chen Fu-jian, Lin Qin-ze. Random regret minimization model for variable destination-oriented path planning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 163646-163659.
- [17] Zhu Min-qing, Shi Peng, Cui Hong-jun, et al. Modeling the traveler's route choice behavior under unexpected accidents[J]. Journal of Advanced Transportation, 2023(1): 1-10.
- [18] Chorus C G. A new model of random regret minimization[J]. European Journal of Transport and Infrastructure Research, 2010, 10(2): 182-196.
- [19] Guilford J P. A generalized psychophysical law[J]. Psychological Review, 1932, 39(1): 73-85.