

文章编号: 1003-1421(2026)09-0106-11

引用格式: 余彦翘, 李思杰, 陈泳琦, 等. 基于神经网络的城市轨道多交路乘客选择行为分析[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(9): 106-116.

YU Yanqiao, LI Sijie, CHENG Yongqi, et al. Analysis of Passenger Choice Behavior in Multiple Routes of Urban Rail Transit Based on Neural Network[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(9): 106-116.

基于神经网络的城市轨道多交路乘客选择行为分析

余彦翘¹, 李思杰¹, 陈泳琦¹, 朱 炜², 尚雨昕³

(1. 上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620; 2. 同济大学 交通学院, 上海 201804;
3. 上海市域铁路运营有限公司, 上海 200040)

摘 要: 城市轨道交通客流不均衡问题愈发突出, 多交路运营成为主流运输组织方式。研究多交路运营条件下的乘客出行选择机理, 能够精准分配客流、优化列车开行方案。考虑出行距离、出行时间、车厢拥挤度、路径熟悉度、换乘次数等要素, 按路径偏好划分乘客类型, 借助灰色关联法计算各因素敏感度, 搭建多层感知机乘客乘车选择行为模型。研究表明: 无直达偏好通勤与休闲类型乘客均对出行时间和距离敏感度较高, 通勤乘客因注重高效准时性对出行时间和距离敏感度更高, 休闲乘客因重体验而对列车的拥挤度更为敏感。起讫点类型为“非共线-共线”的通勤类和休闲类乘客选择正向换乘概率均为最高, 分别为30.2%和32.5%。“非共线-非共线”的通勤类与休闲类乘客选择反向换乘的概率均为最高, 分别为10.3%和11.6%, 部分乘客愿意耗时通过反向换乘找到座位来提高长距离出行的舒适度。

关键词: 城市轨道交通; 多交路运营; 乘客出行选择行为; 灰色关联; 多项感知机模型

中图分类号: U293.6 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20251019003

Analysis of Passenger Choice Behavior in Multiple Routes of Urban Rail Transit Based on Neural Network

YU Yanqiao¹, LI Sijie¹, CHENG Yongqi¹, ZHU Wei², SHANG Yuxin³

(1. School of Urban Rail Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China; 2. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. Shanghai Suburban Railway Operation Co., Ltd., Shanghai 200040, China)

Abstract: With the increasingly prominent imbalance of passenger flow in urban rail transit, multi-routing operation has become the mainstream transportation organization mode. Investigating passengers' travel choice mechanism under multi-routing operation can support accurate passenger flow assignment and the optimization of train operation schemes. By taking travel distance, travel time, vehicle load factor, route familiarity, and transfer times as impact factors, passengers were categorized according to route preference. Grey relation analysis was adopted to calculate the factor sensitivity, and a multi-layer perceptron model was established to describe passenger travel choice behavior. The research results show that commuting-type and leisure-type passengers with no direct travel preference are highly sensitive to travel time and distance. Commuting passengers, who pay more attention to efficiency and punctuality, are more sensitive to travel time and distance. Leisure

收稿日期: 2025-10-19 修订日期: 2026-08-27

基金项目: 上海市哲学社会科学规划青年课题(2022EGL003)

passengers, who value experience, are more sensitive to load factor. For commuting-type and leisure-type passengers with non-collinear-to-collinear OD patterns, the probabilities of choosing forward transfer are the highest, at 30.2% and 32.5%, respectively. For commuting-type and leisure-type passengers with non-collinear-to-non-collinear OD patterns, the probabilities of choosing reverse transfer are also the highest, at 10.3% and 11.6%, respectively. Some passengers are willing to sacrifice travel time to find seats through reverse transfer to improve the comfort of long-distance travel.

Keywords: Urban Rail Transit; Multi-Routing Operation; Passenger Travel Choice Behavior; Grey Relation; Multinomial Perceptron Model

0 引言

随着城市轨道交通网络规模的不断扩张,客流需求日益增长且客流分布的时空不均衡性愈发显著。为适应客流需求分布特征,多交路的列车运输组织方式广泛应用,通过调整不同区间的运输能力实现供需匹配。

大量学者对交路方案优化问题开展了研究,构建了大小交路^[1-3]、列车时刻表^[4-6]、灵活编组^[7-9]、快慢车^[10-12]等多类组合优化模型。但现有研究多沿用乘客“先到先服务”的理想化假设,忽视了乘客个性化乘车选择差异。现有乘客路径选择研究多聚焦路网^[13]、限流措施^[14]、车站诱导信息^[15-16]、出行成本^[17-18]等因素,针对多交路运营场景的乘车行为研究较为匮乏。李思慧^[19]研究突发事件下城市轨道交通乘客的乘车选择行为,但仅考虑了乘客乘坐直达列车和换乘列车2种情况。然而,现实中乘客还会考虑列车拥挤状态等因素存在反向换乘、主动留乘等行为^[20],这些异常行为导致列车载客量在时空上的分布更加复杂和不确定,传统客流分配模型难以准确描述。在行为建模方面,现有研究大多基于Logit模型构建模型^[21-22],但对数据量的依赖较高,当数据分布复杂时模型性能会受到影响。而机器学习方法凭借其非线性拟合优势,已逐步应用于交通出行行为研究,Lai等^[23]对比了随机效用模型与随机森林模型在驾驶员路径选择中的应用效果;郑建湖等^[24]利用灰色关联分析法建立乘车选择指标体系;陈冬梅等^[25]提出利用多层感知机构建最小花费成本的路线推荐模型。

综上,考虑乘客在出行时选择乘坐直达列车、正向换乘列车以及反向换乘列车3种情况,设计乘客出行选择调查问卷,采用灰色关联法计算乘客乘

车选择行为关联性较大的影响因素,运用多层感知机(MLP)模型构建乘客选择行为模型,分析多交路运营模式下的乘客乘车选择行为机理。

1 问卷调查与分析

1.1 问卷内容设计

以上海地铁9号线早高峰时段上行方向为例,该线路共计35个车站,大交路为上海松江站至曹路站,小交路为佘山站至金吉路站,发车频率比例为1:1,大小交路均采用站站停的停站模式。为研究多交路运营条件下不同出行距离乘客的出行选择行为,将线路划分为4个出行区段。上海地铁9号线区段划分示意图如图1所示,出行区段1,4为非共线区段;出行区段2,3为共线区段。按起讫点类型不同可将乘客出行分为非共线区段-非共线区段,共线区段-非共线区段,共线区段-共线区段以及非共线区段-共线区段4类。乘客乘车选择除乘坐直达列车外,当起讫点类型为“共线-非共线”,“非共线-共线”和“非共线-非共线”的乘客出行路径选择还包括正向换乘列车,出行起点离折返站较近的部分乘客考虑舒适度需求会先反向乘坐再换乘至始发列车出行^[20]。以泗泾站至曹路站的乘客出行为例,其乘客乘车选择方式及出行时间示意图如图2所示。

问卷内容设计包括个人特征属性、出行特征属

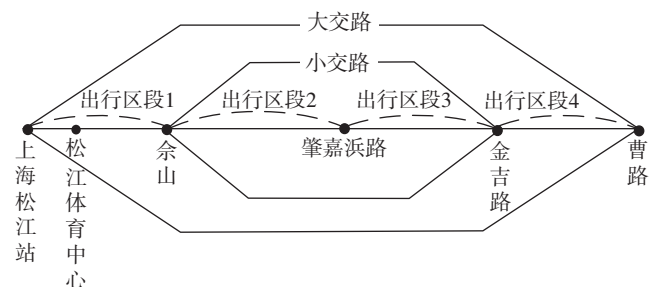


图1 上海地铁9号线区段划分示意图

Fig.1 Section partition for Shanghai metro line 9

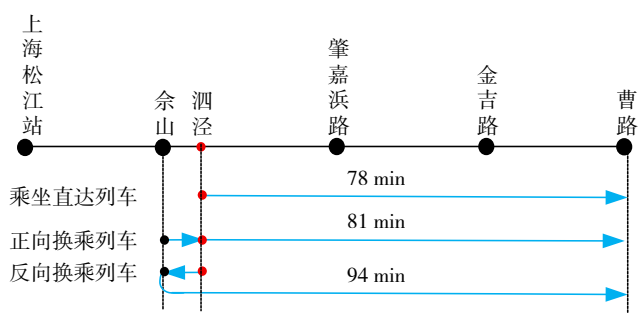


图2 乘客乘车选择方式及出行时间示意图
Fig.2 Passengers' travel mode choices and travel time

性、实验场景设计。

(1) 个人特征属性。包括年龄、性别、职业等，个人特征变量定义如表1所示。

表1 个人特征变量定义
Tab.1 Definition of personal characteristic variables

变量名称	变量划分
年龄	①20岁及以下；②21~40岁；③41~60岁；④61岁及以上
性别	①男性；②女性
职业	①学生；②退休人员；③企业员工；④自由职业者；⑤其他

(2) 出行特征属性。乘客的出行属性主要包括以下3方面。①乘车选择偏好：是否有选择乘坐大交路列车的偏好。②出行目的：分为休闲出行和通勤出行，其中休闲出行包括旅游、购物、探亲等无严格时间限制出行；通勤出行包括上班、上学等有严格时间限制出行。③路径熟悉程度：一定程度地影响乘客选择该路径出行的概率。

(3) 实验场景设计。场景假设按非共线-非共线，共线-非共线，共线-共线以及非共线-共线这4类出行情景，用来描述不同出行距离对乘客路径选择的行为影响。其中，路径选择选项包括乘坐直达列车、正向换乘列车以及反向换乘列车。在场景假设中共设计了6个因子。①车厢拥挤度。对车厢内不同拥挤度的出行路径进行评分选择，采用等距评分取值，获得乘客所能容忍车厢最大拥挤度。②路径熟悉程度。采用等距评分取值，乘客出行时可能会选择更为熟悉的路径来避免因对路径不熟悉导致出行时间增加等情况。③出行总时间。乘客出行时间由列车运行时间、换乘时间以及候车时间之和组成。④换乘次数。换乘影响着乘客乘车时的舒适性和体验感，对于多交路运营条件下的乘客路径选择也存在一定的影响，评分取值直接对应实际换

乘发生次数。⑤起讫点距离。乘客的出行起点距离交路折返站的距离将会影响乘客的路径选择，评分取值表示距离交路折返站的车站数量。⑥出行距离。从出发地到目的地之间的路程长度，评分取值表示出行距离对应实际跨区段数量。

为探究不同变量因素对乘客乘车选择行为的影响，本场景实验对不同变量因素进行水平设置，场景实验影响因素评分取值设置如表2所示。

表2 场景实验影响因素评分取值设置
Tab.2 Setting of scoring values for influencing factors in scenario experiment

影响因素	量表设计	评分取值
车厢拥挤度	一般(站立间距 ≥ 30 cm)	1
	拥挤(站立间距 < 30 cm)	3
	非常拥挤(身体接触)	5
对路径熟悉程度	非常熟悉(无需导航)	1
	较熟悉(偶尔需确认站点)	3
	完全不熟悉(全程需导航)	5
换乘次数	0次	0
	1次	1
	2次	2
起讫点距离	距交路折返站1个车站	1
	距交路折返站2个车站	2
出行距离	跨1个区段	1
	跨2个区段	2
	跨3个区段	3

1.2 问卷调查结果分析

调查时间覆盖高峰时段，通过线上线下相结合随机发放问卷。其中，线上通过问卷星发放问卷，线下采用分层随机抽样方法，按上海地铁9号线4个出行区段分层，每层按站点日均客流量占比分配样本量，每份问卷的原始数据均为独立采集。调查收集到问卷共计1 380份，满足《城市轨道交通服务质量评价规范》^[26]对调查问卷数据的要求。其中有效问卷1 200份，问卷有效率为86.9%。通过克朗巴哈系数法对影响因素的量化数据进行检验^[27]，以此检验调查数据的可信程度。求解得出影响因素的克朗巴哈系数为0.742，高于0.7的标准阈值，达到高信度水平，说明调查问卷数据可信合理。此外，通过皮尔逊卡方检验验证样本相互独立性，结果显示 p 值=0.56 $>$ 0.05，满足独立分布假设。乘客个人属性和出行属性调查结果如图3所示，其中有效样本中男性占比50.16%，女性占比49.84%，年龄以

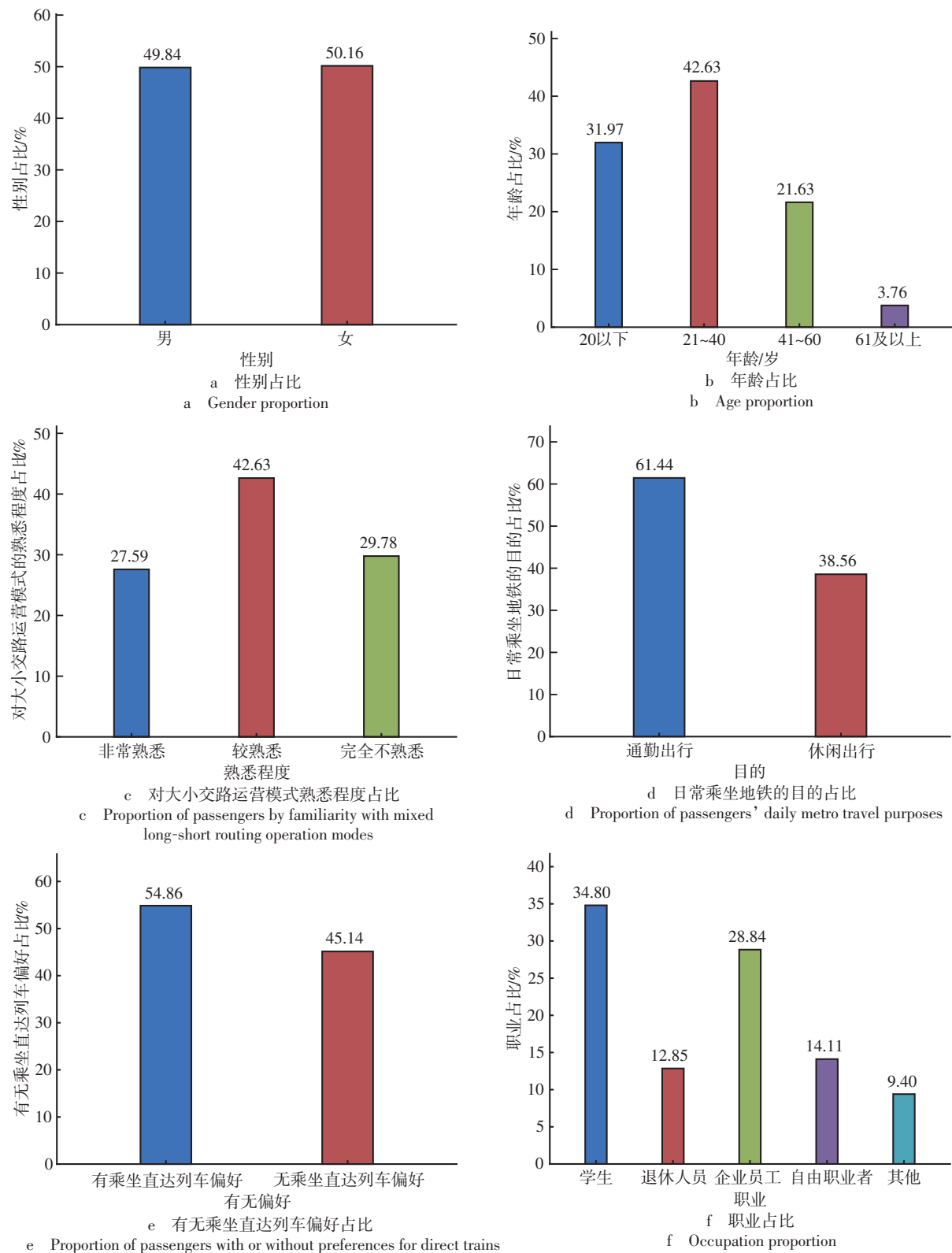


图3 乘客个人属性和出行属性调查结果

Fig.3 Survey results of personal attributes and travel attributes of passengers

21~40岁为主,以学生和企业员工为出行主体。

在路径熟悉程度方面,受访乘客对于大小交路

运营模式熟悉程度为非常熟悉的占比27.59%,较熟悉占比42.63%,完全不熟悉占比29.78%。日常

乘坐地铁的出行目的可分为通勤出行和休闲出行。其中，通勤出行占比 61.44%，休闲出行占比 38.56%。在乘车选择偏好方面，日常乘坐地铁有乘坐直达列车偏好的乘客占比 45.14%，这部分乘客实际出行时可能会优先选择乘坐直达列车。无乘坐直达列车偏好的乘客占比 54.86%，这部分乘客会根据实际情况选择乘车路径。因此，针对占比较大的无直达列车偏好类型乘客进行分析。

2 乘客乘车选择行为建模

2.1 灰色关联度模型

为能更好地说明多交路运营条件下无直达列车偏好类型乘客的选择行为，把该类型乘客按出行目的(通勤出行和休闲出行)进行分类。由于灰色关联模型能高效量化多因素与乘客选择行为的关联强度，因此根据调查结果构建灰色关联度模型，计算各影响因素对乘客乘车选择行为的关联度，找出对乘客乘车选择行为影响较大的因素。建立灰色关联度模型首先需确定参考序列以及比较序列，然后对数据进行无量纲化处理，关联系数计算如式(1)所示。

$$\xi_i(k) = \frac{\min_{1 \leq i \leq m} \min_{1 \leq k \leq n} |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq k \leq n} |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq k \leq n} |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

式中： $\xi_i(k)$ 为参考序列与比较序列第 k 个数据之间的关联系数； m 为出行影响因素总数； n 为样本总量，即有效乘客出行样本总数量； $\min_{1 \leq i \leq m} \min_{1 \leq k \leq n} |x_0(k) - x_i(k)|$ 为两级最小差； $\max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq k \leq n} |x_0(k) -$

$x_i(k)|$ 为两级最大差； ρ 为分辨系数，取 $\rho = 0.5^{[28]}$ ； $x_0(k)$ 为参考序列数值； $x_i(k)$ 为第 i 个比较数据。

关联度计算如式(2)所示。

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (2)$$

式中： γ_i 为第 i 个影响因素与乘车选择的关联度。

2.2 多层感知机模型构建

乘客的乘车选择行为往往受到多种因素的综合影响并非简单的线性关系，且乘客出行行为的数据具有高维度、多样化的特点。多层感知机是一种前馈人工神经网络模型，能够对复杂的乘客乘车选择行为进行更精确的建模。因此，选用多层感知机模型建立乘客乘车选择概率模型，模型由输入层 x 、隐藏层 $z^{(2)}$ 以及输出层 $z^{(3)}$ 构成，输入层为经过灰色关联法筛选后对选择行为影响较大的因素，多层感知机模型构成结构如图4所示。其中，训练集、检验集和测试集的划分方式为按原始问卷编号分层划分，划分比例为7:1:2^[29]。

多层感知机模型的计算主要借助前向传播与反向传播这两大核心机制。对于隐藏层中的第 j 个神经元，其输入为前一层神经元输出的加权和加上偏置，计算如式(3)所示。

$$z_j = \sum_{i=1}^Q w_{ij} x_i + b_j \quad (3)$$

式中： z_j 为隐藏层第 j 个神经元的加权输入总和； w_{ij} 为连接前一层第 i 个神经元与隐藏层第 j 个神经元的权重，反映该影响因素对路径选择的重要程度； x_i 为前一层第 i 个神经元的输出，即对应单个乘客路径选择影响因素的量化数据； b_j 为偏置； Q 为前一

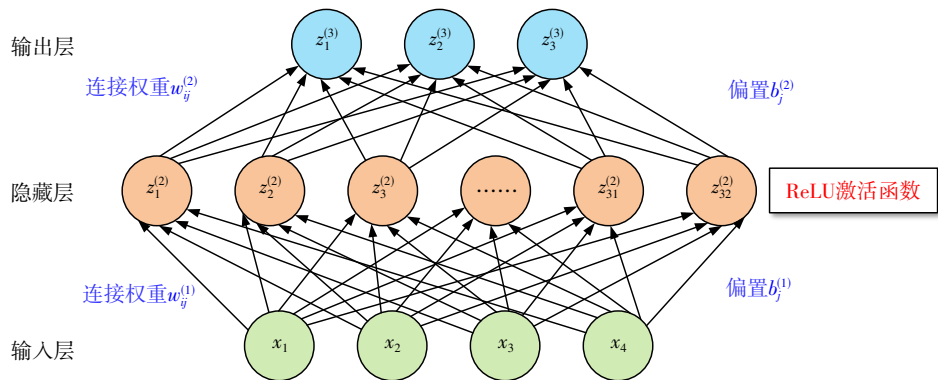


图4 多层感知机模型构成结构

Fig.4 Composition structure of multi-layer perceptron model

层神经元的数量。

再将 z_j 通过激活函数 $ReLU$ 取每个元素中的最大值得到隐藏层的输出, 激活函数计算如式(4)所示。

$$a_j = ReLU(z_j) = \max(0, z_j) \quad (4)$$

式中: a_j 为隐藏层第 j 个神经元经过激活函数映射后的输出值。

根据模型的输出和真实标签, 计算损失函数, 以衡量模型的预测结果与真实值之间的差异。采用交叉熵损失函数计算如式(5)所示。

$$L = -\sum_{k=1}^C y_k \log(p_k) \quad (5)$$

式中: L 为交叉熵损失函数; C 为类别数; y_k 为实际选择第 k 类路径的概率; p_k 为模型预测第 k 类路径的概率。

基于上述的损失函数, 需要运用反向传播算法计算每个权重和偏置的梯度, 以更新模型的参数。该算法利用链式法则从输出层开始依次计算每个神经元的误差项, 对于输出层的第 k 个神经元和隐藏层的第 j 个神经元, 其误差项分别如式(6)—(7)所示。

$$\delta_k = (y_k - p_k) f'(z_k) \quad (6)$$

$$\delta_j = f'(z_j) \sum_{k=1}^C \delta_k w_{kj} \quad (7)$$

式中: δ_k 为输出层第 k 个神经元的误差项; δ_j 为隐藏层第 j 个神经元的误差项。

然后根据误差项更新权重和偏置, 计算公式如式(8)—(9)所示。最后重复前向传播和反向传播的过程, 迭代更新模型的参数, 直到损失函数收敛。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta \delta_j a_i \quad (8)$$

$$b_j = b_j + \eta \delta_j \quad (9)$$

式中: η 为学习率。

3 案例分析

以上海地铁9号线早高峰期间为例, 将无直达偏好类型乘客按出行目的分为通勤出行和休闲出行2类, 再分别运用灰色关联分析法对各影响因素与两类乘客路径选择行为之间的敏感性进行量化评估, 筛选出与乘客路径选择行为影响较大的出行因素, 最后运用Python构建和训练多层感知机模型。

3.1 模型检验

为了检验乘客乘车选择概率模型的准确性和显

著性, 利用精确率 P 、召回率 R 、调和平均数 $F1$ 和卡方检验统计量 χ^2 对模型进行检验。

(1) 精确率 P 反映了模型预测的准确性, 精确率越高, 说明模型预测错误的情况越少, 计算公式如式(10)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

式中: TP 为模型正确预测为正类的样本数量; FP 为模型错误预测为正类的样本数量。

(2) 召回率 R 衡量了模型识别正类样本的能力, 召回率越高, 说明模型遗漏正类样本的情况越少, 计算公式如式(11)所示。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

式中: FN 为被模型错误预测为负类的正类样本数量。

(3) 调和平均数 $F1$ 值越高, 表示模型在精确率和召回率之间取得了更好的平衡, 模型的综合性能越好, 计算公式如式(12)所示。

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (12)$$

(4) 利用McNemar检验分析2类模型预测正确性的整体差异。通过查看卡方检验统计分布表对比统计量与临界值。若卡方统计量 χ^2 大于临界值则拒绝原假设, 反之接受原假设。此处原假设为针对乘客乘车选择的预测, 多层感知机模型“仅正确而多项Logit模型错误”的样本数与Logit模型“仅正确而MLP模型错误”的样本数相等。卡方统计量 χ^2 近似公式如式(13)所示。

$$\chi^2 = \frac{(b - c - 1)^2}{b + c} \quad (13)$$

式中: b 为多层感知机模型预测正确而多项Logit模型预测错误的样本量; c 为多项Logit模型预测正确而多层感知机模型预测错误的样本量。

休闲出行类型乘客模型检验结果如表3所示, 通勤出行类型乘客模型检验结果如表4所示。休闲出行类型乘客的精确率、召回率和 $F1$ 值均大于0.75, 模型预测准确度高, 模型对休闲出行乘客乘车选择预测的综合能力较强。通勤出行类型乘客的精确率、召回率和 $F1$ 值均大于0.7, 模型说明预测准确性良好。

表3 休闲出行类型乘客模型检验结果
Tab.3 Test result of passenger models for leisure travel types

模型检验指标	非共线-非共线	非共线-共线	共线-非共线	共线-共线
精确率 <i>P</i>	0.780	0.832	0.962	0.753
召回率 <i>R</i>	0.857	0.905	0.980	0.857
调和平均数F1值	0.807	0.863	0.971	0.797

表4 通勤出行类型乘客模型检验结果
Tab.4 Test result of model for commuting travel type passengers

模型检验指标	非共线-非共线	非共线-共线	共线-非共线	共线-共线
精确率 <i>P</i>	0.754	0.819	0.918	0.831
召回率 <i>R</i>	0.738	0.800	0.919	0.723
调和平均数F1值	0.730	0.777	0.912	0.702

3.2 模型对比

现有研究大多基于Logit模型构建乘客出行选择行为模型，为了更好地对比多层感知机模型对城市轨道交通乘客路径选择行为的适配性，从精确度*P*、召回率*R*和调和平均数F1值将其与多项Logit模型进行对比分析。休闲出行类型乘客多项Logit模型检验结果如表5所示，通勤出行类型乘客多项Logit模型检验结果如表6所示。休闲“非共线-非共线”在精确率、召回率和调和平均数上高于多项Logit模型，其中休闲乘客对“路径熟悉度、拥挤度”的非线性交互敏感，多层感知机模型通过多层神经元拟合这类隐性关联，预测精度显著更高；而通勤“非共线-非共线”多项Logit模型的精确率略高，但多层感知机模型对时间刚性下的拥挤容忍阈值拟合更准确，长期泛化能力更强。休闲“非共线-共线”的多层感知机模型相较于多项Logit模型精确率高10.8%、召回率高23.6%、调和平均数F1值高16.0%，均大幅领先多项Logit模型；而通勤“非

共线-共线”多层感知机模型相较于多项Logit模型精确率高15.0%、F1值高2.2%。而对于通勤和休闲的“共线-非共线”多层感知机模型精确率、召回率以及调和平均数F1值均高于多项Logit模型。休闲“共线-共线”的多层感知机模型相较于多项Logit模型召回率高23.6%、调和平均数F1值高8.6%，显著优于多项Logit模型；通勤“共线-共线”虽然多项Logit模型在精确率、F1值上暂时领先，但多层感知机模型的拟合更具长期稳定性。此外，为验证多层感知机模型相对多项Logit模型的优势显著性，通过McNemar检验分析2类模型预测正确性的整体差异，多层感知机模型与多项Logit模型卡方统计量检验结果如表7所示。结果显示休闲出行类型乘客在4类起讫点类型以及通勤出行类型乘客在起讫点类型为“非共线-共线”和“共线-非共线”的乘车选择中*p*值均小于0.001，说明多层感知机模型比多项Logit模型显著更优。通勤出行类型乘客在起讫点类型为“非共线-非共线”“共线-共线”的乘车选

表5 休闲出行类型乘客多项Logit模型检验结果
Tab.5 Test result of multiple Logit models for leisure travel type passengers

模型检验指标	非共线-非共线	非共线-共线	共线-非共线	共线-共线
精确率 <i>P</i>	0.735	0.751	0.720	0.743
召回率 <i>R</i>	0.718	0.732	0.701	0.725
调和平均数F1值	0.726	0.744	0.725	0.734

表6 通勤出行类型乘客多项Logit模型检验结果
Tab.6 Test result of multiple Logit models for commuting travel type passengers

模型检验指标	非共线-非共线	非共线-共线	共线-非共线	共线-共线
精确率 <i>P</i>	0.812	0.712	0.798	0.824
召回率 <i>R</i>	0.794	0.815	0.781	0.809
调和平均数F1值	0.803	0.760	0.790	0.816

表7 多层感知机模型与多项Logit模型卡方统计量检验结果
Tab.7 Chi-square statistic test result of multi-layer perceptron model and multinomial Logit model

出行目的	非共线-非共线	非共线-共线	共线-非共线	共线-共线
休闲出行	47.8	47.5	128.3	20.1
通勤出行	0.1	84.6	48.2	0.02

择中p值大于0.05，说明此时多项Logit模型略优。

通过模型对比分析可得，多层感知机模型通过非线性特征融合、小众行为识别、样本不均衡适配3大优势，在所有场景的精确率、召回率、F1值上基本优于多项Logit模型，说明多层感知机模型比多项Logit模型预测准确性更优。从统计显著性角度分析可得，在预测通勤出行类型乘客在起讫点类型为“非共线-非共线”“共线-共线”的乘车选择时，多项Logit模型预测效果略优，其余场景均为多层感知机模型预测效果显著优于多项Logit模型。

3.3 乘客选择行为影响因素敏感度分析

根据上述模型，敏感度阈值取各指标的最低均值0.6，当敏感度大于阈值时认为该因素在乘客乘车选择的决策过程中有较大程度影响^[30]。通勤出行类型乘客对不同影响因素敏感度如图5所示，休闲出行类型乘客对不同影响因素敏感度如图6所示。

从图5中分析可得，针对通勤出行类型乘客有以下两点规律。①出行时间和出行距离对4类起讫

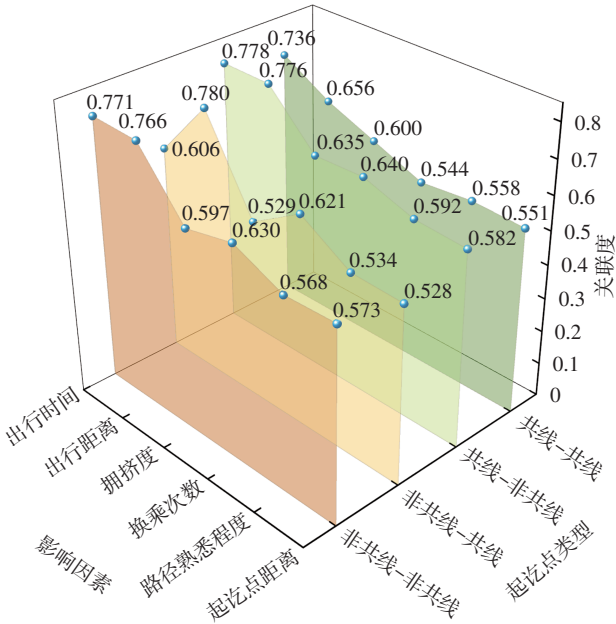


图5 通勤出行类型乘客对不同影响因素敏感度
Fig5 Sensitivity of commuting travel type passengers to different influencing factors

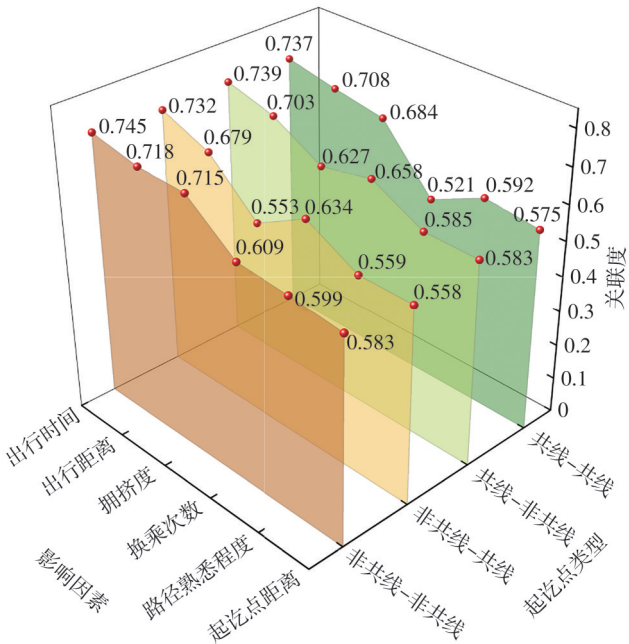


图6 休闲出行类型乘客对不同影响因素敏感度
Fig.6 Sensitivity of leisure travel type passengers to different influencing factors

点类型不同的乘客均具有显著影响。拥挤度对“非共线-共线”和“共线-非共线”乘客影响突出，高峰时期大量乘客涌现在地铁内对该类乘客的出行体验负面影响更为明显。换乘次数对“非共线-非共线”、“非共线-共线”和“共线-非共线”乘客影响较大，该类乘客因长距离出行增加复杂性和时间成本。路径熟悉程度和起讫点距离对于4类乘客影响不大，这归因于交通网络优化和信息透明化。

②“非共线-非共线”乘客整体敏感度较高，出行目的确定性和紧迫性强。“非共线-共线”和“共线-非共线”乘客对起讫点距离因素敏感度最低，说明起讫点距离折返站1站或2站该类乘客认为区别不大。“共线-共线”乘客对拥挤度容忍度高，优先关注目的地可达性。

针对休闲出行类型乘客有以下2点规律。①出行时间、出行距离、换乘次数、路径熟悉程度均对“非共线-非共线”乘客路径影响最大，说明其为追求高效直达目的地，对时间延误和路径复杂性容忍

度低。相比之下,出行时间、出行距离、拥挤度、路径熟悉程度、起讫点距离均对“非共线-共线”和“共线-非共线”乘客影响较小,反映其出行灵活性和距离容忍度高。②4类起讫点类型不同的乘客对出行时间敏感度均为最高。“非共线-非共线”“非共线-共线”和“共线-非共线”乘客对起讫点距离敏感度最低,“共线-共线”乘客对换乘次数敏感度进一步弱化,凸显休闲出行中基于起讫点类型的异质性偏好。

3.4 乘客乘车选择概率模型分析

通过标定得到的模型计算得到通勤类型和休闲类型乘客的乘车选择概率,通勤类型乘客乘车选择概率如图7所示,休闲类型乘客乘车选择概率如图8所示。

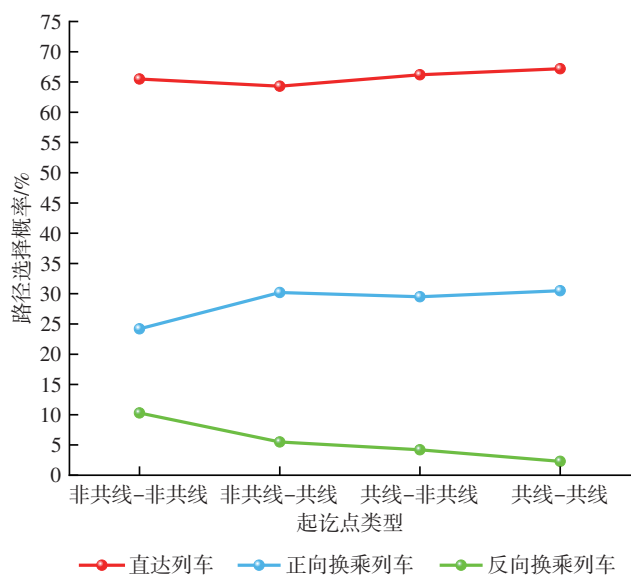


图7 通勤类型乘客乘车选择概率

Fig.7 Probability of travel selection for commuting-type passengers

通勤类型乘客和休闲类型乘客的乘车选择概率从高到低依次是乘坐直达列车,再选择乘坐正向换乘列车,最后选择乘坐反向换乘列车。2类乘客选择乘坐直达列车的概率均为最高,但选择乘坐正向换乘和乘坐反向换乘列车仍占有一定的比例。现有研究未能充分考虑乘客正向换乘和反向换乘出行行为特征对乘车选择概率预测准确性的潜在影响,因此有必要系统性地分析乘客换乘出行行为的影响因素及其内在原因。

对于通勤类型乘客来说,起讫点类型为“非共线-共线”的乘客选择正向换乘列车的概率最高,

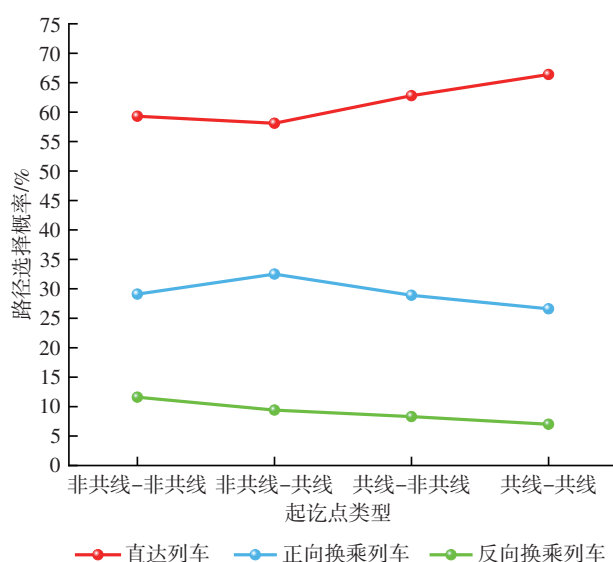


图8 休闲类型乘客乘车选择概率

Fig.8 Probability of travel selection for leisure-type passengers

达30.2%,这是由于“非共线-共线”乘客早高峰时起点一般处于郊区住宅区域,终点处于市中心商务区,该类型的部分长距离出行乘客为追求座位,会先乘坐大交路列车到小交路折返站再换乘始发的小交路列车出行。起讫点类型为“共线-非共线”的部分乘客由于不熟悉列车开行方案,在起点站车至即上,先乘坐小交路列车需换乘大交路列车才能到达目的地。“非共线-非共线”的乘客只能先乘坐大交路列车,若追求舒适度中途换乘小交路列车会涉及2次换乘,增加出行时间,相比选择概率较低。通勤类型和休闲类型乘客选择正向换乘和反向换乘的趋势大致相同。在客流高峰期间当直达列车车厢拥挤度很高时,休闲类型乘客为追求更舒适的乘车体验,选择正向换乘列车的概率整体比通勤类型乘客更高,其中起讫点类型为“非共线-共线”的休闲类型乘客选择正向换乘列车的概率最高,达到32.5%。

起讫点为“非共线-非共线”的通勤类型和休闲类型乘客选择反向换乘概率均为最高,通勤类型乘客选择反向换乘概率为10.3%,休闲类型乘客选择反向换乘概率为11.6%。这是由于起讫点为“非共线-非共线”的乘客出行距离较远,部分乘客愿意牺牲出行时间通过反向换乘找到座位来提高出行的舒适度。休闲类型乘客的出行灵活且拥挤度敏感度更高,所以其对换乘接受度也会比通勤类型乘客高。综上,2类乘客均认为反向换乘能带来舒适性

或便利性也会被其纳入乘车选择的考虑范围内。

4 结论

围绕多交路城轨下乘客差异化乘车选择机理展开量化探究,厘清了不同出行群体、线网情景下出行要素的影响逻辑,融合灰色关联分析与深度学习模型完成影响机理量化解析,主要研究结论如下。

(1) 出行时间、出行距离是影响乘客乘车选择的核心共性因素,通勤群体受时间约束影响,对时长、距离的敏感程度显著高于休闲出行群体;2类乘客对拥挤度、换乘代价的感知差异明显,休闲乘客更注重乘车舒适度,对换乘行为包容度更高。

(2) 起讫点跨共线区段的乘客更倾向正向换乘提升乘车体验,长距离跨线出行人群愿意通过反向换乘换取座位资源,客流组织需针对性匹配差异化出行需求。

参考文献:

- [1] 王磊,李思杰,刘志钢,等.基于供需匹配的城市轨道交通大小交路开行方案优化[J].铁道运输与经济,2023,45(6):125-131.
WANG Lei, LI Sijie, LIU Zhigang, et al. Optimization of Urban Rail Transit Operation Scheme of Full-Length and Short-Turning Routes Based on Supply and Demand Matching[J]. Railway Transport and Economy, 2023, 45(6): 125-131.
- [2] 王慧.城市轨道交通大小交路开行方案优化研究[D].北京:北京交通大学,2020.
- [3] QUAGLIETTA E, WANG M, GOVERDE R M P. A Multi-State Train-Following Model for the Analysis of Virtual Coupling Railway Operations[J]. Journal of Rail Transport Planning & Management, 2020, 15: 100195.
- [4] ZHOU W L, HUANG Y, DENG L B, et al. Collaborative Optimization of Energy-Efficient Train Schedule and Train Circulation Plan for Urban Rail[J]. Energy, 2023, 263: 125599.
- [5] ZHANG Q, LI X, YAN T, et al. Last Train Timetabling Optimization for Minimizing Passenger Transfer Failures in Urban Rail Transit Networks: A Time Period Based Approach[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2022, 605: 128071.
- [6] 姬颖文,刘兰芬,姚佳莹,等.基于大小交路与客流控制的城轨列车时刻表优化研究[J].都市轨道交通,2025,38(4):125-133,159.
- JI Yingwen, LIU Lanfen, YAO Jiaying, et al. Optimization of Urban Rail Transit Timetable Based on Long-Short Routes and Passenger Flow Control[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2025, 38(4): 125-133, 159.
- [7] 傅佳乐,文静,徐纪康,等.基于NSGA-II的灵活编组大小交路开行方案优化研究[J].都市轨道交通,2025,38(1):44-52.
FU Jiale, WEN Jing, XU Jikang, et al. Optimization Study of Flexible Train Composition and Full-Length and Short-Turn Routings Based on NSGA-II [J]. Urban Rapid Rail Transit, 2025, 38(1): 44-52.
- [8] 刘斌,赵靳辉,田志强,等.基于灵活编组的城市轨道交通大小交路列车开行方案优化[J].交通运输系统工程与信息,2025(6):143-152.
LIU Bin, ZHAO Jinhui, TIAN Zhiqiang, et al. Optimization of Operation Plans for Full-Length and Short-Turn Routings of Urban Rail Transit Based on Flexible Train Composition[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2025(6): 143-152.
- [9] 马文虎.城轨列车灵活编组和多交路组合模式优化研究[D].兰州:兰州交通大学,2022.
- [10] JIANG F, CACCHIANI V, TOTH P. Train Timetabling by Skip-Stop Planning in Highly Congested Lines[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 104: 149-174.
- [11] 段凌林,查伟雄,李剑,等.城市轨道交通大小交路结合快慢车开行方案优化[J].铁道运输与经济,2020,42(5):103-109.
DUAN Linglin, ZHA Weixiong, LI Jian, et al. Optimization of Operation Scheme for Urban Rail Transit Combining Full-Length and Short-Turn Routing with Express and Slow Train[J]. Railway Transport and Economy, 2020, 42(5): 103-109.
- [12] 杨鹏蕾,郭建媛,秦勇,等.时空非均衡客流下的列车时刻表与车底运用联合优化[J].铁道运输与经济,2026,48(1):160-172.
YANG Penglei, GUO Jianyuan, QIN Yong, et al. Joint Optimization of Train Timetable and Rolling Stock Circulation under Spatio-Temporal Unbalanced Passenger Flow[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(1): 160-172.
- [13] 袁航,许得杰,巩亮,等.城市轨道交通客流分配方法研究综述[J].铁道运输与经济,2025,47(11):1-17.
YUAN Hang, XU Dejie, GONG Liang, et al. Review of Passenger Flow Assignment Methods in Urban Rail Transit[J].

- Railway Transport and Economy, 2025, 47(11): 1-17.
- [14] 窦雪萍, 史璐, 董冉, 等. 公共卫生事件场景下轨道交通限流时乘客出行方式选择行为[J]. 交通信息与安全, 2024, 42(6): 172-180.
- DOU Xueping, SHI Lu, DONG Ran, et al. Travel Mode Choice of Passengers under Passenger Flow Control of Rail Transit during Public Health Events[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2024, 42(6): 172-180.
- [15] HUANG D, PENG X Y, LIU Z Y, et al. Understanding the Route Choice Behavior of Metro Passenger Using the Smartphone Applications[J]. Travel Behaviour and Society, 2024, 36: 100804.
- [16] 许心越, 谢兰诗雨. 诱导信息下城市轨道交通乘客路径选择行为研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(3): 63-73.
- XU Xinyue, XIE Lanshiyu. Route Choice Behavior of Urban Rail Transit Passengers Based on Guidance Information[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(3): 63-73.
- [17] SUN Y S, XU R H. Rail Transit Travel Time Reliability and Estimation of Passenger Route Choice Behavior: Analysis Using Automatic Fare Collection Data[J]. Transportation Research Record, 2012, 2275(1): 58-67.
- [18] 吴群琪, 韦瑶, 王佳彬, 等. 基于出行剩余理论的旅游出行方式选择研究[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(4): 128-134.
- WU Qunqi, WEI Yao, WANG Jiabin, et al. Tourism Travel Mode Selection Based on Travel Surplus Theory[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(4): 128-134.
- [19] 李思慧. 突发事件下城市轨道交通客流诱导方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [20] 刘裕行, 赵月, 朱炜. 地铁乘客异常出行行为及对路径选择建模影响分析[J]. 交通与运输, 2023, 39(1): 49-53.
- LIU Yuxing, ZHAO Yue, ZHU Wei. Abnormal Travel Behaviors and Their Impacts on Route Choice Modeling for Metro Passengers[J]. Traffic & Transportation, 2023, 39(1): 49-53.
- [21] 程谦, 卢万胜, 曲思源, 等. 基于多项Logit模型的高速铁路客流分配实证研究[J]. 铁道运输与经济, 2020, 42(7): 60-66.
- CHENG Qian, LU Wansheng, QU Siyuan, et al. An Empirical Study of High Speed Railway Passenger Flow Distribution Based on Multinomial Logit Model[J]. Railway Transport and Economy, 2020, 42(7): 60-66.
- [22] LI D W, JIN C J, YANG M, et al. Incorporating Multi-Level Taste Heterogeneity in Route Choice Modeling: From Disaggregated Behavior Analysis to Aggregated Network Loading[J]. Travel Behaviour and Society, 2020, 19: 36-44.
- [23] LAI X J, FU H, LI J, et al. Understanding Drivers' Route Choice Behaviours in the Urban Network with Machine Learning Models[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(3): 427-434.
- [24] 郑建湖, 伍雄斌, 黄明芳, 等. 有偏好的多属性灰色关联路径选择模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2014, 14(4): 168-172.
- ZHENG Jianhu, WU Xiongbao, HUANG Mingfang, et al. Grey Relational Analysis for Multi-Attributes Decision Making of Route Choice with Subjective Preference[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2014, 14(4): 168-172.
- [25] 陈冬梅, 卜霄菲, 黄河, 等. 基于候客点规划的空闲出租车路线推荐算法[J]. 计算机工程, 2022, 48(2): 297-305.
- CHEN Dongmei, BU Xiaofei, HUANG He, et al. Idle Taxi Route Recommendation Algorithm Based on Waiting Point Planning[J]. Computer Engineering, 2022, 48(2): 297-305.
- [26] 交通运输部办公厅. 交通运输部办公厅关于印发《城市轨道交通服务质量评价规范》的通知[EB/OL]. (2019-04-15) [2025-10-16]. http://xxgk.mot.gov.cn/jigou/ysfws/201904/t20190415_3187403.html.
- [27] 刘悦, 冯旭杰, 贾文峥, 等. 基于乘客群体特征的城市轨道交通满意度研究[J]. 交通运输研究, 2020, 6(4): 95-101.
- LIU Yue, FENG Xujie, JIA Wenzheng, et al. Satisfaction in Urban Rail Transit Based on Characteristics of Passenger Groups[J]. Transport Research, 2020, 6(4): 95-101.
- [28] 钱隼驰, 仇蕾. 灰色关联分析中分辨系数取值的定量研究[J]. 统计与决策, 2019, 35(10): 10-14.
- QIAN Sunchi, QIU Lei. Quantitative Study on Value of Distinguishing Coefficient in Grey Correlation Analysis[J]. Statistics & Decision, 2019, 35(10): 10-14.
- [29] ZHANG Y S, YAO E J, WEI H, et al. Constrained Multinomial Probit Route Choice Modeling for Passengers in Large-Scaled Metro Networks in China[J]. Transportation Research Procedia, 2017, 25: 2385-2395.
- [30] 汤祥. 交通政策导向的办公建筑停车配建指标确定方法研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2024.

(责任编辑 刘宁馨)