

面向微观仿真的城市轨道交通车站乘客参数特征分析

徐士伟^{1,2}, 陈鹏^{1,2}, 何鸿杰^{1,2}, 宋程^{1,2}

(1. 广州市交通规划研究院有限公司, 广东 广州 510030; 2. 广东省可持续交通工程技术研究中心, 广东 广州 510030)

摘要: 微观仿真中城市轨道交通车站乘客出行行为与设施服务时间参数标定存在精度不足的问题。针对通勤型、枢纽型及特殊型三类车站, 提出了一种基于视频采集与图像识别技术的参数调查方法, 实现了车站内乘客行为数据的自动化采集与指标统计。以广州市城市轨道交通车站为例开展的精细化参数调查表明: 三类车站呈现明显差异化特征, 通勤型车站在设施服务时间方面表现最优; 枢纽型车站不仅服务时间最长, 且乘客携带大件行李的比例最高; 特殊型车站的各项参数特征均介于前两类车站之间。通过对图像识别方法进行效率验证和仿真案例的应用分析, 验证了该参数调查方法的有效性, 为精细化仿真研究车站乘客行为提供了可靠的数据依据。

关键词: 城市轨道交通车站; 乘客参数; 微观仿真; 特征挖掘; 图像识别

Passenger Parameters Characterization at Urban Rail Transit Stations for Microscopic Simulation

XU Shiwei^{1,2}, CHEN Peng^{1,2}, HE Hongjie^{1,2}, SONG Cheng^{1,2}

(1. Guangzhou Transport Planning Research Institute Co., Ltd., Guangzhou Guangdong 510030, China;

2. Guangdong Sustainable Transportation Engineering and Technology Research Center, Guangzhou Guangdong 510030, China)

Abstract: There is a lack of accuracy in the calibration of passenger travel behavior and facility service time parameters in microscopic simulations of urban rail transit stations. This paper proposes a parameter survey method based on video collection and image recognition technology for three types of stations: commuter, hub, and special-purpose. The approach enables automated collection and indicator analysis of passenger behavior data within stations. A detailed parameter survey involving a case study conducted at a rail transit station in Guangzhou demonstrates significant variation among the three station types: commuter stations exhibit the most efficient facility service times; hub stations record the longest service times and the highest proportion of passengers carrying large luggage; and special-purpose stations have intermediate characteristics across all parameters. Efficiency validation and simulation-based application confirm the effectiveness of the image recognition technology-based parameter survey method, providing a reliable data foundation for refined simulation study of passenger behavior at stations.

Keywords: urban rail transit stations; passenger parameters; microscopic simulation; feature extraction; image recognition

收稿日期: 2025-02-12

基金项目: 广州市交通规划研究院有限公司科技基金项目“城市轨道交通车站行人仿真评估技术研究”(KYHT-2024-03)

作者简介: 徐士伟(1975—), 男, 山东滕州人, 硕士, 教授级高级工程师, 副总经理, 研究方向为城市交通规划, 电子邮箱390353624@qq.com。

通信作者: 陈鹏(1996—), 男, 安徽池州人, 硕士, 助理工程师, 研究方向为城市轨道交通客流预测, 电子邮箱1767478617@qq.com。

1 研究背景

城市轨道交通具备大容量、快捷、经济等特性, 有利于缓解城市交通拥堵, 已成为大城市交通系统的重要组成部分^[1]。截至2024年底, 中国内地已有54座城市开通城

市轨道交通线路, 其中, 北京、上海、广州等超大城市开通运营里程超600 km, 日均客运量近千万人次。在庞大的客流需求下, 城市轨道交通车站特别是多线换乘车站, 面临集散客流压力过大、空间拥挤等问题, 这给车站设计和日常管理带来了挑战。

受服务设施繁多、空间布局复杂、乘客行为随机性等因素影响,城市轨道交通车站内客流状态具有较强的动态性和关联性。传统静态设计方法难以考虑各类因素之间的关联影响^[2]。目前部分研究采用微观仿真方法^[3-4],对车站内乘客行为与各类设施状态进行交互式动态模拟,并从车站设施布局^[5-6]、客流拥堵状态^[7]等方面进行评估,以协助车站设计与运营工作。

车站内设施及乘客参数众多,且不同功能类型车站的乘客参数具有差异化特征,因此参数设置是影响仿真模型的关键环节。在现有的仿真研究中,参数标定主要参考相关规范进行固定式设置^[8],对参数的采集与特征挖掘缺乏重视,这可能导致仿真结果与实际情况存在较大偏差,无法满足车站的高精度评估需求。因此,为保障仿真评估结果的精度,应对各类乘客参数开展特征挖掘及参数标定。本文采用一种结合视频采集与图像识别技术的参数调查方法,通过精细化定量分析不同功能类型车站的乘客行为与设施服务特征,提升车站微观仿真参数准确度,从而更有效地指导车站仿真建模及评估。整体技术路线见图1。

1 乘客参数调查方法

1.1 车站类型划分

城市轨道交通车站周边土地利用性质的

不同会影响车站内乘客的出行特征。因此,在选择被调查车站时,需综合考虑周边用地类型和客流特征,并实施分类调查。

本次调查将城市轨道交通车站分为三大类型:1)通勤型车站(居住主导型、就业主导型);2)枢纽型车站;3)特殊型车站(如周边有旅游景点、会展场馆等的车站)。具体划分依据见表1。

1.2 调查参数内容

作为城市轨道交通车站内主要的服务对象,乘客通过与各类设施的动态交互完成进出站、购票、安检、进出闸机、候车、上下车、换乘等一系列行为。各类设施服务及乘客行为特征是影响车站拥堵状态的重要因素。为此,需对主要参数开展调查与标定,具体调查参数见表2和表3。

1) 乘客出行行为参数:包括年龄比例、性别比例、行李携带比例、行走速度、购票方式比例等。

2) 设施服务时间参数:包括安检机、自动售票机、闸机等设施的通过或服务时间。设施服务时间直接影响乘客在车站内的停留时长。

1.3 数据调查方法

乘客参数动态特征采集常用的方式包括定点观测、视频记录、问卷调查等^[9]。其中,视频记录方法具有可追溯、观测连续、

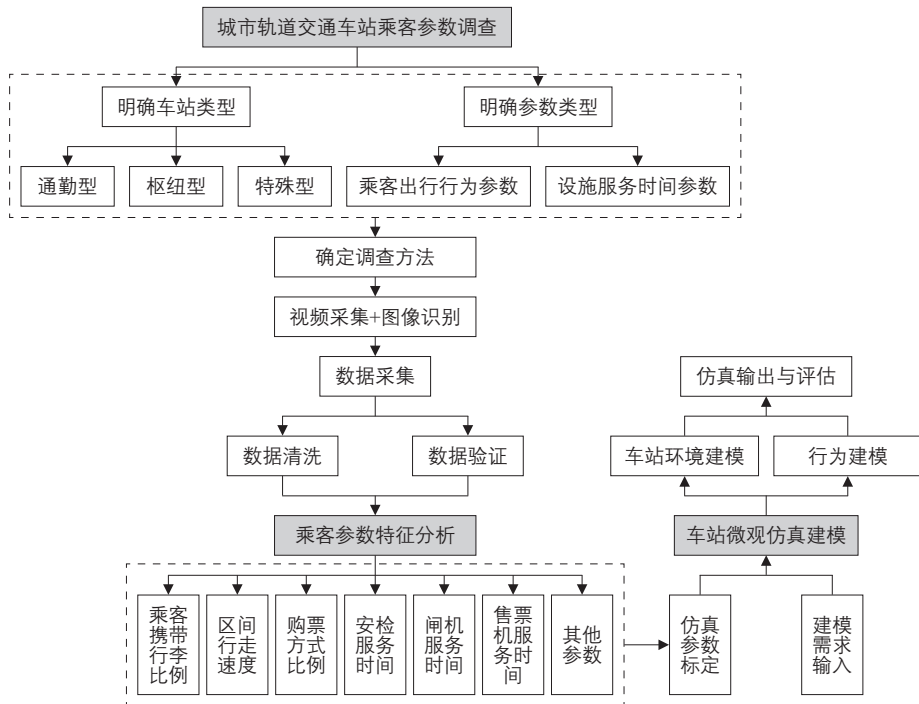


图1 面向微观仿真的城市轨道交通车站乘客参数特征分析技术路线

Fig.1 Technical framework for passenger parameters characterisation at urban rail transit stations for microscopic simulation

信息量大等优点，可较为清晰地获取乘客行为数据，并便于存储和后续分析。

对于乘客购票方式比例参数，视频记录方法难以全面调查，可结合城市轨道交通票务及刷卡信息进行数据挖掘。通过识别进出站ID、刷卡时间、票种等关键信息，统计使用不同购票方式的乘客数量及比例。

结合调查内容及参数采集特点，本文采用以视频记录为主、票务数据分析及传统调查为辅的调查方法。

2 视频图像识别方法

本文主要涉及两类需要统计分析获得的参数：统计型参数和时间型参数。统计型参数包括购票方式比例、携带行李比例等；时间型参数包括行走速度、自动售票机服务时间、设施通过时间等。同时，采用图像识别

和目标跟踪技术替代人工方法处理视频并获取各类参数。

图像识别是计算机视觉中的核心任务之一，用于从图像或视频中检测并标注目标物体的位置和类别，通常包括3个步骤。1)提取特征：利用神经网络从图像中提取有效特征；2)生成候选区域：通过算法生成可能包含目标的区域，并计算得分以便筛选；3)分类与定位：对候选区域进行分类，判断目标类型，并以边界框表示精确位置。

图像识别领域常用的神经网络框架包括YOLO(You Only Look Once)^[10]、Faster R-CNN^[11]等。经过对不同框架在识别精度和速度方面的综合考量，本文最终采用YOLOv8作为图像识别技术方案。作为YOLO系列目标检测模型的成熟优化版本，YOLOv8通过引入新的特征提取模块和优化网络设计，改善了小目标检测能力，同时在推理速度和精度方面较前代模型均有显著提升。此外，该模型还支持目标追踪、图像分割以及关键点检测等多项任务。

目标跟踪是指在视频序列中对特定目标进行连续追踪的技术。该技术在图像分类的基础上，通过逐帧目标检测与定位，结合关联算法实现跨帧目标匹配，从而获取车站乘客的连续行为特征。基于目标跟踪数据，可统计乘客的闸机通过时间、服务区滞留时间、携带物品特征等关键参数，为参数调查与特征分析提供支持。视频图像识别效果见图2。

3 乘客参数特征识别与验证

以广州市域内城市轨道交通车站为例，本文针对通勤型、枢纽型及特殊型三类车站分别选取多个调查点。为评估车站在最不利运行条件下的服务水平，本次调查选择在客流高峰时段开展。其中，通勤型车站选取工作日早晚高峰时段(7:00—9:00或17:00—19:00)；枢纽型车站选取节假日高峰时段；特殊型车站则选取相应赛事活动的散场时段。

3.1 乘客出行行为特征

1) 年龄、性别等群体特征。

不同年龄、性别的乘客在出行习惯和设施使用效率等方面存在差异。为准确掌握不同类型车站的乘客群体特征，通过图像识别技术采集并统计儿童和青少年、成年男性、成年女性、老年人4类群体的分布比例(见表

表1 城市轨道交通车站类型划分

Tab.1 Classification of urban rail transit station types

车站类型	周边用地类型	客流特征
通勤型车站	居住主导型	周边用地以居住类为主
	就业主导型	周边用地以就业类为主
枢纽型车站	周边有大型交通枢纽	工作日无明显客流高峰，节假日客流规模明显提升
特殊型车站	周边有旅游景点或体育馆、剧院等	在重大节假日、大型体育赛事和演唱会等特殊日期，进场、离场时段有大量短时客流

表2 城市轨道交通车站乘客出行行为参数

Tab.2 Passenger travel behavior parameters at urban rail transit stations

调查项	调查说明
年龄比例/%	儿童和青少年(0~17岁)、成年人(18~59岁)、老年人(≥60岁)乘客比例
性别比例/%	男、女乘客比例
携带行李比例/%	携带大件行李(如拉杆箱)、背包、手提包或无行李的乘客比例
行走速度/(m·s ⁻¹)	乘客的自由流速度范围分布
购票方式比例/%	各类购票方式的比例

表3 城市轨道交通车站设施服务时间参数

Tab.3 Facility service time parameters at urban rail transit stations

调查项	调查说明
安检机通过时间/s	有行李乘客和无行李乘客通过安检机的最长、平均和最短时间
自动售票机服务时间/s	乘客使用自动售票机的最长、平均和最短时间
闸机通过时间/s	乘客通过不同类型闸机的最长、平均和最短时间



a 乘客通过安检机



b 乘客通过闸机

图2 城市轨道交通车站视频图像识别效果展示

Fig.2 Illustration of video-based image recognition results at urban rail transit stations

资料来源：本次调查采集的视频图像。

4), 单个车站的样本规模为 300~500 人。

统计结果显示, 通勤型车站高峰时段以成年通勤人群为主(93%), 儿童和青少年、老年人比例较低, 符合其工作日高强度服务的功能定位; 枢纽型车站老年人比例较通勤型车站更高; 特殊型车站儿童和青少年、老年人比例在三类车站中最高, 反映其服务休闲、旅游等特定场景的特点。

2) 携带行李特征。

乘客携带行李的尺寸及占比是客流仿真建模的关键参数。本研究选取车站高峰时段的特定通道, 通过视频采集获取乘客行为数据, 单个车站的样本规模为 200~500 人。基于 YOLO8 目标检测模型, 识别不同行李特征, 统计携带大件行李(如拉杆箱)、背包、手提包或无行李乘客的数量(见图3)。

通勤型车站以服务市内出行人群为主, 携带大件行李的乘客比例仅为 1%, 而携带手提包或无行李的行人比例高达 85%。枢纽型车站与通勤型车站存在显著差异, 携带大件行李的乘客比例为 13%, 携带背包和大件行李的乘客比例接近 30%; 特殊型车站介于两者之间, 携带背包的乘客比例较高(18%), 携带手提包或无行李的乘客比例达到 80%。

3) 行走速度特征。

通过采集特定通道内乘客行走视频(单个车站的样本规模为 200~500 人), 识别乘客通过时间并计算行走速度区间(为提升标定参数的聚焦性, 已剔除数据集两端的极大和极小数据), 见图4。受年龄、性别等因素影响, 总体速度区间为 $0.8 \sim 2.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 平均速度区间为 $1.2 \sim 1.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 速度值特征表现为: 特殊型车站 < 枢纽型车站 < 通勤型车站。在枢纽型车站, 尽管携带中大型行李的乘客比例较高, 但由于该群体对换乘时间较为敏感, 速度最大值可达 $2.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

在完整数据集下, 乘客在不同行走速度

表4 城市轨道交通各类调查车站乘客组成特征

Tab.4 Composition characteristics of passengers at surveyed urban rail transit stations

车站	儿童和青少年	成年男性	成年女性	老年人	合计
通勤型车站	3	48	45	4	100
枢纽型车站	4	46	44	6	100
特殊型车站	7	41	44	8	100

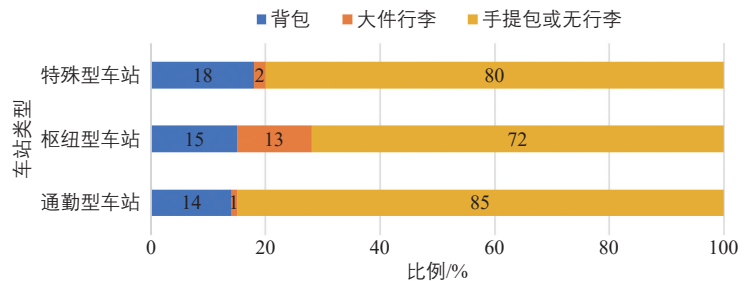


图3 城市轨道交通各类调查车站乘客携带行李特征分布

Fig.3 Distribution of luggage-carrying characteristics of passengers at surveyed urban rail transit stations

区间内的概率分布见图5。通勤型车站乘客行走速度集中于 $1.2 \sim 1.6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 占 44%; 枢纽型车站集中于 $1.1 \sim 1.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 占 45%; 特殊型车站集中于 $0.9 \sim 1.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 占 55%。

调查期间各通道并未出现明显排队拥堵, 行走行为受空间干扰较小, 参数标定结果接近理想情形。

4) 购票方式特征。

基于广州地铁票务数据, 统计分析各类车站全日及高峰时段不同购票方式的使用次数(全日平均刷卡量约 4 万人次)。购票方式比例如图6所示。可以看出, 通勤型车站公共交通 IC 卡使用比例最高, 单程票使用比例最低; 枢纽型车站和特殊型车站单程票使用比例相比通勤型车站更高, 公共交通 IC 卡使用比例约为 25%~40%。高峰时段购票方式比例与全日基本一致, 其中通勤型车站高峰时段公交 IC 卡的使用比例更高(超过 60%), 主要服务于通勤出行需求。

3.2 设施服务时间特征

1) 安检机通过时间特征。

根据乘客行为与速度特点,其通过安检机的过程可分为两个主要阶段:到达安检门前减速阶段(包括排队延误、卸下行李等)和

出安检门离开阶段(取回行李)。本研究对两阶段的通行时间分别进行记录与统计。

① 安检门前减速阶段。

定义安检门前减速区域为安检门前方0.5 m的直线距离范围。安检进入时间计算公式为

$$T_{in} = t_{in}^w + t_{in}^d + t_{in}^p, \quad (1)$$

式中: T_{in} 为安检进入时间/s; t_{in}^w 为区域内乘客步行进入时间/s; t_{in}^d 为排队延误时间/s; t_{in}^p 为卸下行李至安检传送带的时间/s。

② 出安检门离开阶段。

定义出安检门离开区域为安检门后方0.5 m的直线距离范围。安检离开时间计算公式为

$$T_{out} = t_{out}^c + t_{out}^w + t_{out}^d + t_{out}^p, \quad (2)$$

式中: T_{out} 为安检离开时间/s; t_{out}^c 为区域内乘客安检时间/s; t_{out}^w 为步行离开时间/s; t_{out}^d 为排队延误时间/s; t_{out}^p 为从安检传送带取回行李的时间/s。

通过图像识别技术记录乘客通过安检机的时间(单个车站样本规模为300~500人)。安检过程中,携带行李乘客(需在安检机卸下、取回行李)与无行李乘客(无包或携带无需安检的手提包)的安检机通过时间存在显著差异,需分别统计其服务特征(见表5)。

携带行李乘客在通勤型车站平均安检机通过时间为5.7 s,特殊型车站为5.9 s,均低于枢纽型车站的8.3 s。这一差异主要与行李尺寸相关,通勤型及特殊型车站乘客多携带中小型行李,安检速度较枢纽型车站(大件行李比例高)更快。

无行李乘客在三类车站内的安检机通过时间均显著优于有行李乘客,平均值为1.1~1.4 s,三类车站的差异不大。

安检机通过时间与安检机的类型/型号密切相关。调查显示,枢纽型车站普遍采用大型安检机,而其他两类车站主要使用中型安检机(通过时间对比见图7)。大型安检机的平均通过时间比中型安检机长2 s以上。这种差异主要源于3个因素:一是大型安检机通常布设在枢纽型车站,其安检标准更为严格;二是设备尺寸较大,导致行李安检时间延长;三是枢纽站客流特征对安检效率的影响。

2) 自动售票机服务时间特征。

调查数据显示,单程票在部分车站(特别是枢纽型车站)仍是乘客常用的购票方式。基于视频采集数据(单个车站的样本规模为40~100人),自动售票机服务时间呈现显著差异(见表6)。通勤型车站自动售票机服务时间最短,单次平均约50 s,最大不超

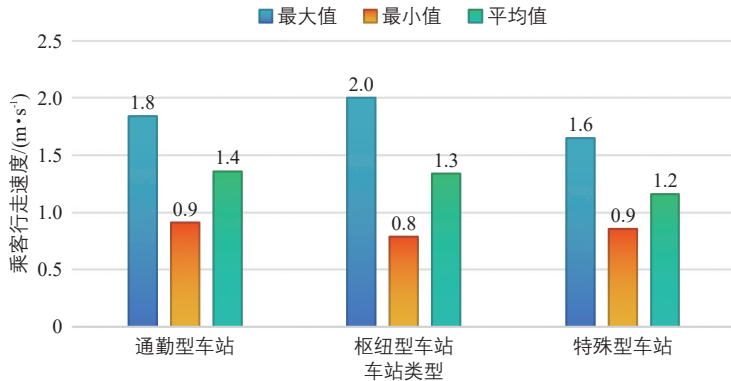


图4 城市轨道交通各类调查车站乘客行走速度指标

Fig.4 Walking speed indicators of passengers at surveyed urban rail transit stations

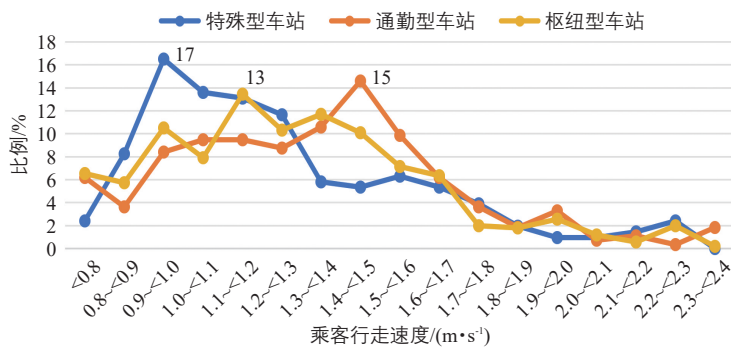


图5 城市轨道交通各类调查车站乘客行走速度分布概率

Fig.5 Probability distribution of passenger walking speed at surveyed urban rail transit stations

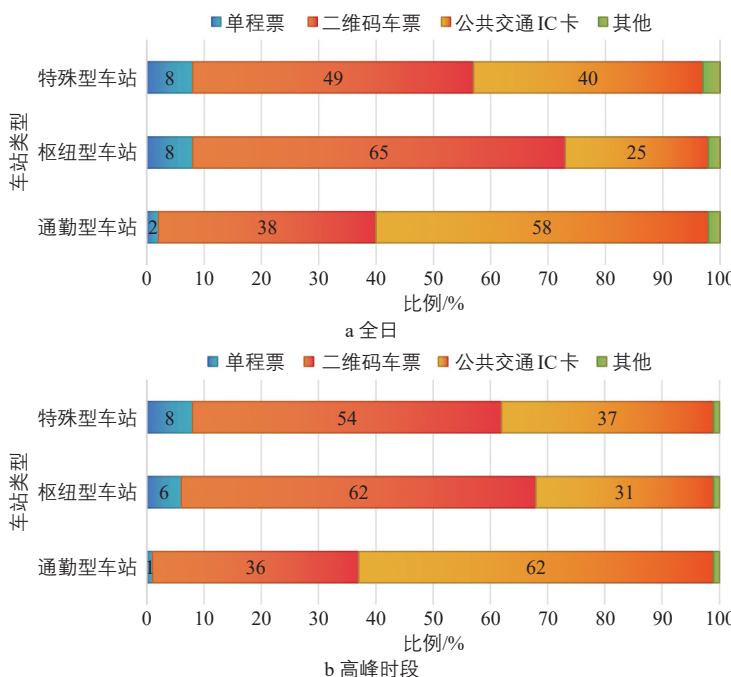


图6 城市轨道交通各类调查车站购票方式比例

Fig.6 Proportions of ticket purchasing methods at surveyed urban rail transit stations

过 80 s；枢纽型与特殊型车站因外地乘客比例较高、操作不熟练及路线信息不明确等因素，平均服务时间接近或超过 60 s，其中枢纽型车站最大服务时间接近 3 min。

3) 闸机通过时间特征。

以闸机两端为界，将乘客从到达闸机端至离开另一端的时间定义为闸机通过时间。基于图像识别技术对各类车站进行观测统计，单个车站的样本规模为 200~500 人。为比较不同类型闸机的性能差异，重点调查了门扇式和拍打式两类常见闸机(见表 7)。

在平均通过时间方面，拍打式闸机(3.0~4.5 s)略优于门扇式闸机，但两者整体指标接近。具体而言，门扇式闸机在通勤型车站的平均通过时间最短(3.4 s)，而枢纽型和特殊型车站的平均通过时间较长(3.5~4.2 s)，其中 95%样本区间的最大值超过 6 s。

三类车站的闸机通过时间分布见表 8。通勤型车站 75%的通过时间集中在 2~<4 s；特殊型车站该区间占比为 68%；枢纽型车站通过时间分布最为分散，2~<4 s 区间仅占 56%，≥4 s 占 28%。

3.3 参数有效性验证

为验证参数分析结果的有效性，本文对图像识别方法的效率和标定参数的可应用性进行论证评估。

1) 统计方法效率验证。

通过与传统人工统计结果对比，从样本识别成功率(图像识别样本量/人工统计样本量)和指标偏差两个维度，评估图像识别方法在乘客特征检测、轨迹跟踪和时间统计等环节的效果。以广州市城市轨道交通某通勤型车站为例，参数指标对比结果见表 9(购票方式比例基于票务数据统计，未纳入对比)。

数据显示，图像识别方法的效率因参数类型而异：携带大件行李比例和有行李乘客安检机通过时间的识别成功率不超过 82%，与人工统计结果的偏差超过 10%，主要由于算法对行李识别敏感度不足以及客流遮挡导致的跟踪丢失；而行走速度、门扇式闸机通过时间和自动售票机服务时间的识别成功率 ≥85%，指标偏差<10%，表明算法对连续性行为的捕捉较为可靠。总体参数识别成功率接近或高于 80%，指标偏差为 6%~18%，证明该方法具有可靠、高效的统计性能。

2) 参数可应用性验证。

在参数的可应用性方面，重点验证其在仿真模型中的适配性，选取广州市地铁陈家

祠站进行验证。该车站为通勤型车站，是地铁 1 号线与 8 号线的换乘站，早高峰时段进出站客流量约为 1 万人次·h⁻¹，其中换乘客流约为 0.9 万人次·h⁻¹。车站平面布局见图 8。

采用 Legion 软件^[2]构建车站乘客仿真模型(基本参数见表 10)，主要服务设施及乘客参数参考 3.1 和 3.2 节中对通勤型车站的参数

表 5 城市轨道交通各类调查车站的安检机通过时间

Tab.5 Security check duration at surveyed urban rail transit stations s

车站类型	携带行李乘客安检时间				无行李乘客安检时间			
	最大值	最小值	平均值	标准差	最大值	最小值	平均值	标准差
通勤型车站	7.4	2.9	5.7	1.3	2.0	0.5	1.2	0.7
枢纽型车站	11.2	5.1	8.3	1.5	2.0	0.6	1.1	0.3
特殊型车站	9.2	3.0	5.9	2.4	2.5	0.9	1.4	0.6

注：表中统计结果为离散客流条件下的安检机通过时间数据。针对连续客流情形，安检流程可采用动态并行处理模式，服务时间间隔宜取 1.5~2.6 s。

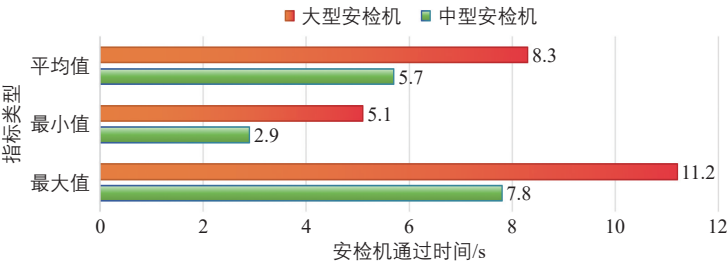


图 7 城市轨道交通车站不同类型安检机的有行李乘客通过时间对比

Fig.7 Comparison of security check duration for passengers with luggage by security scanner type at urban rail transit stations

表 6 城市轨道交通各类调查车站的自动售票机服务时间

Tab.6 Service time of ticket vending machines at surveyed urban rail transit stations s

车站类型	自动售票机服务时间			
	最大值	最小值	平均值	标准差
通勤型车站	77.7	22.3	49.7	23.4
枢纽型车站	157.6	28.4	82.4	43.1
特殊型车站	136.0	25.0	59.8	37.5

表 7 城市轨道交通各类调查车站的闸机通过时间

Tab.7 Gate passage time at surveyed urban rail transit stations s

车站类型	门扇式闸机通过时间				拍打式闸机通过时间			
	最大值	最小值	平均值	标准差	最大值	最小值	平均值	标准差
通勤型车站	5.0	1.2	3.4	1.0	4.3	2.0	3.0	0.6
枢纽型车站	6.4	2.5	4.2	1.1	7.5	2.0	4.5	1.1
特殊型车站	5.8	1.8	3.5	0.7	6.5	1.6	3.2	1.1

标定结果(包括取值区间、时间分布特征等), 模拟输出早高峰时段(8:00—9:00)的客流密度分布(见图9)。

仿真结果与实际观测数据对比(见表11)显示: 进出站时间和换乘时间偏差在15 s以内, 主要设施排队特征与实际情况较为接

表8 城市轨道交通各类调查车站的闸机通过时间累计概率分布
Tab.8 Cumulative probability distribution of gate passage time at surveyed urban rail transit stations %

闸机通过时间/s	车站类型		
	通勤型车站	枢纽型车站	特殊型车站
0~<2	12	16	14
2~<3	31	25	20
3~<4	44	31	48
≥4	13	28	18

表9 图像识别方法效率验证
Tab.9 Efficiency validation of the image recognition method

参数	人工统计方法		图像识别方法			
	指标均值	样本量/个	指标均值	识别样本量/个	识别成功率/%	指标偏差/%
携带大件行李比例/%	17	321	14	249	78	18
行走速度/(m·s ⁻¹)	1.3	321	1.4	274	85	8
有行李乘客安检机通过时间/s	6.2	396	5.5	324	82	11
自动售票机服务时间/s	47.4	51	44.5	48	94	6
门扇式闸机通过时间/s	3.2	316	3.5	271	86	9

注: 统计结果仅基于单个通勤型车站的样本数据, 因此与3.1和3.2中通过多个通勤型车站样本加权平均得出的参数结果存在差异。

近。验证结果表明标定参数可靠, 可有效支持城市轨道交通车站乘客仿真工作。

4 结束语

为提升城市轨道交通车站乘客仿真参数的标定精度, 本文以广州市城市轨道交通为例, 采用视频采集与图像识别相结合的技术方法, 系统分析了三类典型车站的参数特征。

1) 通勤型车站主要服务市内日常出行乘客, 携带手提包或无行李乘客比例达85%, 单程票使用率仅2%, 各类设施服务时间均优于其他两类车站。

2) 枢纽型车站服务外地乘客较多, 呈现携带大件行李比例高(13%)、行走速度差异大(0.8~2.0 m·s⁻¹)、购买单程票比例高(8%)、设施服务时间较长等特点。

3) 特殊型车站的乘客携带手提包或无行李比例高(80%)、购买单程票及二维码车票比例达到57%, 设施服务时间相对较长。

研究结果表明, 不同类型车站的乘客参数特征存在显著差异, 传统仿真采用的“均质化”参数标定方法难以满足实际评估需要。经验证, 本文提出的调查及识别方法在精细化参数标定方面具有较好的效率与可应用性。后续研究需重点优化图像识别算法并细化人群特征分类, 以进一步提升仿真评估的可靠性, 为车站优化设计和运营阶段中的客流管控措施制定提供科学依据, 最终实现“一站一策”精细化管理。

参考文献:

References:
[1] 景国胜, 黄荣新, 谢志明. 广州城市轨道交通快线的创新实践与思考[J]. 城市交通, 2020, 18(1): 18-23.
JING G S, HUANG R X, XIE Z M. Innovative practice of urban express rail lines in Guangzhou[J]. Urban transport of China, 2020, 18(1): 18-23.
[2] 朱文熙. 地铁换乘车站服务设施配置仿真评价研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
ZHU W X. Study on simulation and evaluation of service facilities allocation in metro transfer station[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
[3] 张蕊, 张哲宁, 杨静. 基于有限元理论的行人流社会力仿真模型改进研究[J]. 城市交通, 2013, 11(5): 76-81.

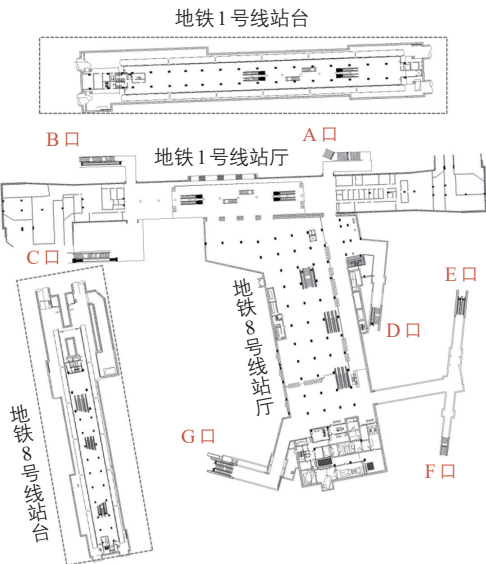


图8 广州市地铁陈家祠站平面布局示意
Fig.8 Schematic layout diagram of Chen Clan Academy Metro Station, Guangzhou

ZHANG R, ZHANG Z N, YANG J. Improving social force pedestrian simulation model based on finite element theory[J]. Urban transport of China, 2013, 11(5): 76-81.

[4] 陈先龙, 宋程, 廖胜华. 基于仿真试验设计的地铁换乘通道客流适应性研究[J]. 城市轨道交通研究, 2015, 18(8): 67-70.

CHEN X L, SONG C, LIAO S H. On passenger flow adaptability of metro transfer passageway based on simulation experiment design[J]. Urban mass transit, 2015, 18(8): 67-70.

[5] 杨天阳, 朱志国. 基于Anylogic的地铁车站通道设施设备规模与布局分析[J]. 交通运输工程与信息学报, 2017, 15(1): 115-121.

YANG T Y, ZHU Z G. Scale and layout analyses of subway station facilities based on Anylogic software[J]. Journal of transportation engineering and information, 2017, 15(1): 115-121.

[6] 王子甲. 基于行人仿真的轨道交通车站设施规模及布局研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.

WANG Z J. Study on facility scale and layout of urban rail transit station based on pedestrian simulation[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.

[7] 鲁工圆, 雷元争, 张宏翔. 基于多智能体仿真的城市轨道交通限流策略[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(8): 1189-1197.

LU G Y, LEI Y Z, ZHANG H X. Passenger flow control strategy of urban rail transit based on multi-agent simulation[J]. Journal of Tongji University (natural science), 2022, 50(8): 1189-1197.

[8] 马清源, 王晨, 陆键, 等. 轨道交通车站应急疏散仿真研究[J]. 城市轨道交通研究, 2016, 19(10): 71-74.

MA Q Y, WANG C, LU J, et al. Simulation analysis of emergency evacuation at rail transit station[J]. Urban mass transit, 2016, 19(10): 71-74.

[9] 常丹. 地铁行人微观行为参数量化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.

CHANG D. Quantified study of microscopic pedestrian behavior parameters in subway[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.

[10] JIANG P Y, ERGU D, LIU F Y, et al. A review of Yolo algorithm developments[J]. Procedia computer science, 2022, 199: 1066-1073.

[11] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al.

表 10 广州市地铁陈家祠站乘客仿真模型基本参数标定
Tab.10 Calibrated basic parameters for the passenger simulation model of Chen Clan Academy Metro Station, Guangzhou

项目		参数标定
设施基本参数	安检机类型	中型
	闸机类型	门扇式
列车运行参数	列车编组	6A
	发车间隔/s	165(地铁8号线), 135(地铁1号线)
	停站时间/s	30±5
其他参数	扶梯速度/(m·s ⁻¹)	0.65
	客流超高峰系数	1.2

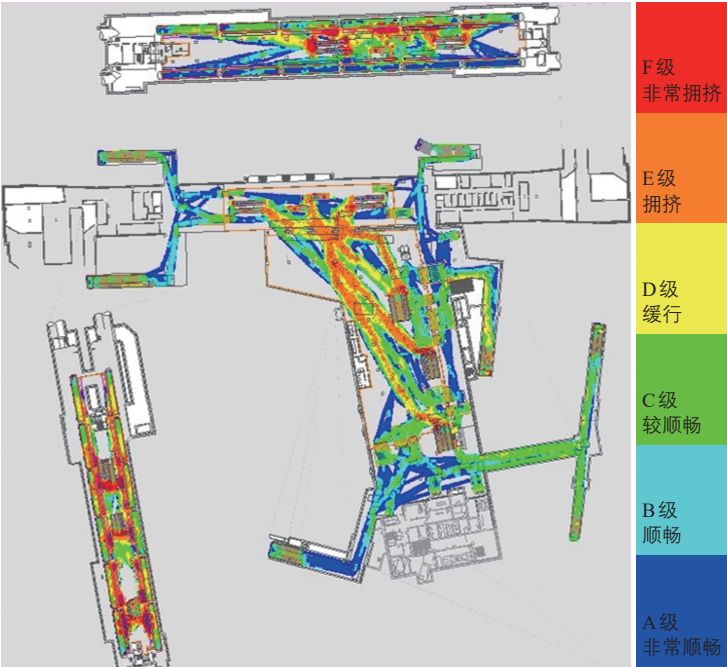


图9 广州市地铁陈家祠站早高峰时段最大客流密度分布
Fig.9 Maximum passenger density distribution during morning peak hours at Chen Clan Academy Metro Station, Guangzhou

表 11 仿真输出指标与实际观测值对比
Tab.11 Comparison between simulated and observed indicators

评估指标		实际观测值	仿真输出值	偏差绝对值
时间指标	平均换乘时间/s	172	181	9
	平均进站时间/s	142	127	15
	平均出站时间/s	135	147	12
空间指标	扶梯前最大排队数/人	28	23	5
	闸机前最大排队数/人	8	11	3

Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.