

3-22-2023

Dynamic Performance Evaluation Method for Transfer in Rail Transit Station Based on Station Simulation and LSTM

Bisheng He

1.School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;2.National United Engineering Laboratory of Integrated and Intelligent Transportation, Chengdu 611756, China;3.Comprehensive Transportation Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 611756, China,; bishenghe@swjtu.edu.cn

Hongxiang Zhang

1.School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

Yongjun Zhu

1.School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

Gongyuan Lu

1.School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;2.National United Engineering Laboratory of Integrated and Intelligent Transportation, Chengdu 611756, China;3.Comprehensive Transportation Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 611756, China,; lugongyuan@swjtu.edu.cn

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamic Performance Evaluation Method for Transfer in Rail Transit Station Based on Station Simulation and LSTM

Abstract

Abstract: Given the boom increasing of rail transit passenger volume, *the dynamic performance evaluation method for transfer in rail transit stations based on machine learning are proposed to effectively evaluate the performance of the transfer station in different scenarios. Based on the proposed dynamic performance evaluation indexes of effective transfer number, transfer time and congestion, the influence factors of station dynamic performance are analyzed. The simulation model integrated train operation and pedestrian movement is built to provide the time-series data for the machine learning method. The long short-term memory (LSTM) is implemented to forecast the evaluation indicators, and the station evaluation results can be obtained dynamically under different operational conditions. 22,400 samples generated by the simulation model as the train data are used to train the forecasting model with the Xipu station. The forecasting results demonstrate the accuracy of forecasting model. The impact of ticket purchase ratio on the dynamic performance of the station is quantified. The proposed station dynamic performance evaluation method is proved to be effective and efficient for the operation and organization of the transfer station.*

Keywords

rail transit, transfer station, dynamic performance, time series, long short-term memory (LSTM)

Recommended Citation

Bisheng He, Hongxiang Zhang, Yongjun Zhu, Gongyuan Lu. Dynamic Performance Evaluation Method for Transfer in Rail Transit Station Based on Station Simulation and LSTM[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 544-556.

基于车站仿真和 LSTM 的轨道交通换乘站动态性能评估方法

何必胜^{1,2,3}, 张宏翔¹, 朱永俊¹, 鲁工圆^{1,2,3*}

(1. 西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 611756; 2. 综合交通运输智能化国家地方联合工程实验室, 四川 成都 611756;
3. 综合运输四川省重点实验室, 四川 成都 611756)

摘要: 在轨道交通客流量快速增长的背景下, 为有效评估换乘车站运营过程中动态性能, 提出基于机器学习的换乘站动态性能评估方法。基于提出的有效换乘人数、换乘时间和拥挤度的动态性能评价指标, 深入分析了车站动态性能的影响因素, 利用考虑行车与行人的换乘车站仿真模型提供机器学习所需的时间序列数据, 采用长短期记忆(long short-term memory, LSTM)的机器学习方法, 建立评价指标的预测获取方法, 动态获取车站不同条件下的运营状况。以犀浦站为例, 运用仿真模型构建的 2.24 万个样本来训练预测模型。预测结果证明了预测模型的精度, 并量化了购票比例对车站动态性能的影响。所提方法能够为轨道交通换乘车站换乘组织和客运作业提供有效建议。

关键词: 轨道交通; 换乘车站; 动态性能; 时间序列; 长短期记忆(LSTM)

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)03-0544-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-1042

引用格式: 何必胜, 张宏翔, 朱永俊, 等. 基于车站仿真和 LSTM 的轨道交通换乘站动态性能评估方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(3): 544-556.

Reference format: He Bisheng, Zhang Hongxiang, Zhu Yongjun, et al. Dynamic Performance Evaluation Method for Transfer in Rail Transit Station Based on Station Simulation and LSTM[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 544-556.

Dynamic Performance Evaluation Method for Transfer in Rail Transit Station Based on Station Simulation and LSTM

He Bisheng^{1,2,3}, Zhang Hongxiang¹, Zhu Yongjun¹, Lu Gongyuan^{1,2,3*}

(1. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. National United Engineering Laboratory of Integrated and Intelligent Transportation, Chengdu 611756, China; 3. Comprehensive Transportation Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 611756, China)

Abstract: Given the boom increasing of rail transit passenger volume, the dynamic performance evaluation method for transfer in rail transit stations based on machine learning are proposed to effectively evaluate the performance of the transfer station in different scenarios. Based on the proposed dynamic performance evaluation indexes of effective transfer number, transfer time and congestion, the influence factors of station dynamic performance are analyzed. The simulation model integrated train operation and pedestrian movement is built to provide the time-series data for the machine learning method. The long short-term memory (LSTM) is implemented to forecast the evaluation indicators, and the station evaluation results can be obtained dynamically under different operational conditions. 22,400

收稿日期: 2021-10-13 修回日期: 2021-12-06

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB1200700); 国家自然科学基金(61603317); 中国铁路总公司科技研究开发计划(J2018z403)

第一作者: 何必胜(1986-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为交通运输规划与管理, 交通运输系统仿真。E-mail: bishenghe@swjtu.edu.cn

通讯作者: 鲁工圆(1983-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为交通运输规划与管理, 交通运输系统仿真。E-mail: lugongyuan@swjtu.edu.cn

samples generated by the simulation model as the train data are used to train the forecasting model with the Xipu station. The forecasting results demonstrate the accuracy of forecasting model. The impact of ticket purchase ratio on the dynamic performance of the station is quantified. The proposed station dynamic performance evaluation method is proved to be effective and efficient for the operation and organization of the transfer station.

Keywords: rail transit; transfer station; dynamic performance; time series; long short-term memory (LSTM)

0 引言

随着轨道交通客流量快速增长,我国轨道交通车站的供需矛盾越来越突出,尤其在换乘车站,多线交汇往往导致乘客在站内拥堵。以往的车站性能静态描述方法一般采用高峰期的参数值进行计算,并据此进行设备布置和人员排班。但是,不同时段客流特征不同,固定的设备设施使用方案并不能完全适应客流的动态性和运营条件的多样性。车站如果能在不同时段动态调整设备设施开放数量、使用不同流线方案,并进行相应的人员排班,则可以在保证旅客安全、满足旅客需求的同时降低员工劳动强度、节省设备能耗。因此,掌握车站动态性能可以帮助运营人员评估车站不同条件下的状态,有效协助站内设施的优化运用,从而对站内人员和流线进行合理使用、按需分配,保证车站安全运营,也能为轨道交通列车开行计划编制以及乘客出行路径选择提供定量数据支撑。

目前,对轨道交通换乘车站客运组织的研究主要关注车站时刻表衔接优化^[1]、内部设施布局^[2]、流线布置^[3]等方面,以此分析车站设备能力或车站整体性能,从而评价车站运营情况,但是缺乏对换乘车站动态性能的系统化研究。部分研究采用单一指标,仅针对拥挤度一项进行静态评估^[4],无法适应换乘站客流量大、安全要求高、换乘时间紧张的特点,也忽略了运营时段内车站情境动态变化的特点;HCM2010^[5]中的通行能力、速度、人均空间3项指标虽然可以描述,但是车站与道路不同,流量、密度关系并不明显,

文献[6]引用HCM2000对车站内各部分进行评估,但只进行了指标分类和评价分级优化,没有提出具体获取方法。另外,也有学者进一步运用车站相关因素及评估指标相互关系,进行站内瓶颈识别与分析。文献[7]刻画了瓶颈传播机理,进行车站动态瓶颈分析。但是获取车站在各类情境下的运营状态并有效挖掘造成瓶颈的根本因素,仍然是有待研究的问题。

换乘车站客运组织的基础就是将车站内设施、设备、行车、行人和能力、瓶颈之间的相互关系挖掘出来,从而采取相应的措施提高效率、保证安全。部分研究根据更加完善的技术进行车站内出行数据的挖掘,比如蓝牙等设备^[8],以此确定乘客在站内的走行数据,来进行能力或者瓶颈的分析,但由于乘客走行的随机性,该类方法数据收集耗时长、样本有效率不高。因此,换乘车站的仿真模型得到大量应用。部分研究以宏观仿真模型为主,通过描述乘客路径选择行为^[9],分析车站内各类因素对乘客的路径选择行为的影响,但宏观仿真模式无法描述具体的行人信息,难以评估换乘时间和换乘人数。也有学者采用微观仿真模型,如社会力模型^[10]、元胞自动机模型^[11],可以准确的描述乘客在车站内的行为,但是运行时间长,对计算能力要求高,限制了微观模型在实际中的应用。

机器学习方法在评估领域已经得到了广泛应用^[12-13],特别是基于仿真数据进行机器学习是分析仿真数据并获得可靠信息的合理方法,已被广泛用于驾驶行为分析、汽车碰撞实验、机械故障分类、强化学习等诸多领域。因为在许多情况下,实验成本可能非常高,有时实验还具有破坏性且难以重

复, 或者实际中很难收集被研究对象的某些数据。文献[14-15]采用 Anylogic 仿真软件提供的数据分析了行车作业对乘客换乘的影响, 并根据车站的运营状态, 提出了工作人员动态排班方法。

此外, 轨道交通车站的运营是一个连续的过程, 一天的运营时间有高峰、平峰、低峰之分, 而不同的运营时段之间也会在行车、乘客组织等方面产生相互作用^[16-17], 从而影响车站动态性能。尤其是跨制式换乘站, 车站设备更加复杂, 客流的动态性和随机性更大, 单凭车站工作人员的经验进行运营组织往往无法适应需求。

针对以上问题, 本文提出基于时间序列的深度学习方法的换乘车站动态性能评估方法。首先, 建立车站动态性能评价指标, 然后分析乘客需求、行车间隔和设备设施配置数量等相关影响因素, 并构建考虑行车与行人因素的轨道交通车站仿真模型, 通过设定不同参数, 获取不同运营条件下的车站动态性能指标样本; 其次, 采用特征工程的样本分析方法, 对车站动态性能的影响因素和动态性能指标进行降维, 以减少仿真次数并提高机器学习的效率; 采取长短期记忆(long short-term memory, LSTM)方法构建不同运营条件下车站动态性能的预测方法, 得到车站的动态性能指标; 最后, 选取影响因素较多、运营条件复杂的成都地铁 2 号线与成灌铁路的同站台换乘车站犀浦站作为实例进行分析, 验证所提车站动态性能评估方法的有效性与实用性。

1 换乘站动态性能评估指标及方法

本文研究的换乘车站是不同轨道交通系统间的换乘, 包括地铁与市域铁路、城际铁路、高速铁路等的换乘站。结合我国换乘车站运营实际情况, 确定换乘站动态性能的评估指标。

1.1 换乘站动态性能评估指标

以 HCM2010 和文献[6]为基础, 在考虑轨道交通车站特点和乘客拥挤程度感受的基础上, 通

过对人均空间分级区间的修正, 形成了车站的拥挤度分级, 结果如表 1 所示。

表 1 各级拥挤度及其指标
Table 1 Indicators of service levels

拥挤度等级	通行能力/ (人·(m·min) ⁻¹)	行人速度/ (m·s ⁻¹)	人均空间/ (m ² /人)
A	≤16	>1.28	>3.85
B	16~27	1.11~1.28	2.15~3.85
C	27~42	0.91~1.11	1.37~2.15
D	42~68	0.69~0.91	0.86~1.37
E	68~97	0.55~0.69	0.54~0.86
F	波动	<0.55	<0.54

表 1 中的行人速度和人均空间仅能够评估某一时刻下空间内的拥挤情况, 而车站性能的评估需要对一定时段内的状态进行评估。因此, 结合我国换乘车站实际运营需求, 本论文提出换乘车站的动态性能指标包括: ①拥挤度, 从空间维度对乘客在车站内尤其是换乘过程中的拥挤程度进行描述, 是反映换乘站安全性和舒适性的指标; ②有效换乘人数, 从数量及车站整体的角度描述车站换乘工作, 是反映换乘能力最直接的指标; ③换乘时间, 在时间维度上描述乘客完成全部换乘过程所花费的时间, 从侧面反映出行人速度, 反映的是车站效率。特别是当时刻表设置的换乘时间比较紧凑时, 该指标能反映换乘是否能有效达成, 是描述换乘站性能有效性的指标。可见, 从 3 个角度进行换乘站动态性能的指标构建, 是对 HCM2010 中通行能力概念的延伸, 也是根据换乘车站特殊运营要求, 提出 3 个维度的量化方法, 将时段的动态特性加入其中, 通过三者共同描述车站性能。下面对 3 项指标进行具体介绍:

(1) 拥挤度

乘客在站内的安全性与舒适度和车站对在站乘客的承载情况直接表现为拥挤度, 一般采用人均空间表示。当某一区域内行人的人均占用空间较小时, 乘客拥挤度高, 舒适度低, 走行速度慢, 易引发安全事故。由于车站内整体空间比较大, 统计车站整体的人均空间不能很好地反映车站的

拥挤度,而乘客一般聚集于购票区域、候车区域等关键服务区域,因此将车站的关键服务区域作为采样点,通过一定时段内多个时刻的采样点人均空间来反映车站的拥挤度,计算方法为

$$P^\tau = \frac{\sum_{i \in Q} \sum_{j \in M^\tau} p_{i,j}^\tau}{|Q||M^\tau|} \quad (1)$$

式中: P^τ 为车站的在 τ 时段内的拥挤度; Q 为车站的全部关键区域; M^τ 为 τ 时段内的全部采样时刻; $p_{i,j}^\tau$ 为 τ 时段内第 i 个关键区域的第 j 个采样时刻的人均空间。将 P^τ 与表1对照,即可得到该时段内相应的车站拥挤度。

(2) 有效换乘人数

有效换乘人数描述的是换乘流线在单位时间内通过的乘客人数,是换乘能力最直接的观测值。因此,本文定义有效换乘人数 $AN^{\text{tra}, \tau}$, 指在 τ 时段内的给定换乘需求 $D^{\text{tra}, \tau}$ 的条件下, 换乘流线在单位时间 τ 内通过的最大乘客人数, 存在

$$AN^{\text{tra}, \tau} \leq D^{\text{tra}, \tau} \quad (2)$$

同时, 换乘流线中的设备的理论换乘能力也可以作为参考, 存在以下关系:

$$AN^{\text{tra}, \tau} \leq Cap^k t, \quad \forall k \in K \quad (3)$$

式中: Cap^k 为换乘流线上各设备设施 $k \in K$ 的通过能力, 一般以人/h为单位, 可参考《地铁设计规范》^[18]得到。

(3) 换乘时间

换乘时间是指换乘乘客 $i \in D^{\text{tra}, \tau}$ 在站内停留的时间, 是设备设施布局和流线组织水平的反映, 也与行人之间的相互作用和列车开行间隔有很大

关系。 τ 时段乘客的平均换乘所需时间为

$$T^{\text{tra}, \tau} = \frac{\sum_{i \in D^{\text{tra}, \tau}} (T_{i,k}^\tau + T_{i,\text{walk}}^\tau + T_{i,\text{wait}}^\tau)}{|D^{\text{tra}, \tau}|} \quad (4)$$

式中: $T_{i,k}^\tau$ 为 τ 时段内的第 i 位乘客第 k 处设施设备的服务时间; $T_{i,\text{walk}}^\tau$ 为 τ 时段内的第 i 位乘客在全部换乘过程中的走行时间; $T_{i,\text{wait}}^\tau$ 为 τ 时段内的第 i 位乘客在全部换乘过程中的等待时间。

1.2 换乘站动态性能评估方法

传统的车站能力计算方法常常是针对某一处设备提供静态的解析公式, 且只是给定固定值^[18]。但是, 车站的整体性能受到车站的乘客进出站活动、设备开放数量及方式和实际行车间隔等动态因素的影响, 这些因素会随着车站运营时段不断发生变化, 因此, 本文从动态的角度, 先确定车站运营的影响因素, 通过仿真方法获取不同时段的影响因素取值下的车站性能, 在对影响因素进行特征工程筛选的基础上, 通过机器学习方法获取影响因素及其随时间变化情况对3个评估指标的影响, 构建换乘站评估指标的预测方法, 从而实现车站动态性能的获取: 给定车站一天内不同时段影响因素的具体参数, 即可得到车站全天的性能指标及变化情况。本评估方法的流程如图1所示。

2 基于LSTM的车站动态性能评估

实际的乘客走行路线数据获取难度较大, 本文建立同时考虑行人活动与行车作业的仿真模型并输出不同情境下仿真数据作为样本, 运用LSTM的机器学习技术建立车站动态性能的获取方法。

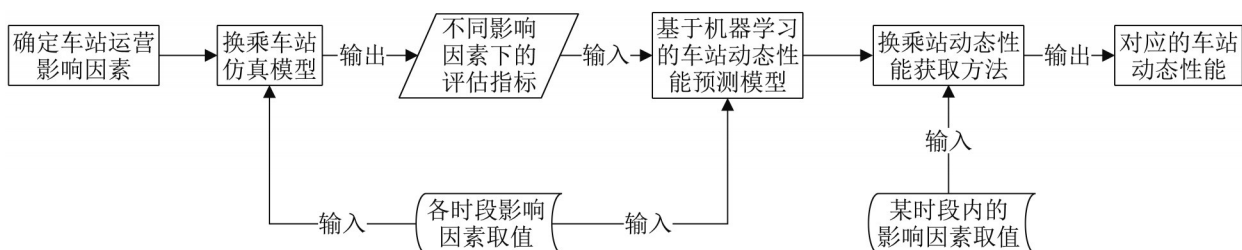


图1 车站动态性能评估方法流程图

Fig. 1 Flow chart of evaluating station dynamic performance

2.1 换乘站动态性能评估方法

如前所述，本文研究的是不同轨道交通系统间的换乘车站，其运输组织的影响因素较多，不同的车站之间也有区别，大致可分为以下 3 类：

(1) 乘客因素，主要包括进站客流量、出站客流量、乘客的换乘量等因素，以及和乘客自身特性相关的乘客走行速度、购买单程票的比例等因素。目前国铁已大力推广电子票，需要取票的乘客越来越少，但随着高速铁路通达性、发车频率的提升，到达车站后再购票的乘客越来越多，尤其是乘坐城际铁路等短途出行，乘客到达车站后在自助机器上购票已十分常见；同时，虽然城市轨道交通的电子票也已经广泛使用，但购买单程票的乘客依然不在少数。这类乘客因素在不同的运营时段之间往往会发生较大变化，需要车站提供不同性能的运营方案以满足不同的需求。

(2) 设备设施因素，车站内的通道、楼梯、扶梯、安检设备、自动售票机、检票闸机等共同组成了乘客在站内的各种流线，是乘客在站内走行的基本路径，因此，设备设施的位置、尺寸、服务时间和开放数量等均可能影响流线的服务能力，进而影响到车站的动态性能，比如检票闸机的开放数量与乘客等待时间有很大关系，闸机、通道的位置和尺寸等也很大程度上决定了乘客的走行速度。因此，在一天中不同的运营时段，设备设施的开放方式、开放数量可实时进行调整，满足乘客需求的同时避免资源浪费。

(3) 行车组织因素，包括列车的开行间隔、停站时间等，在城市轨道交通还应考虑列车满载率的影响，在铁路车站则需要考虑提前检票时长的影响。列车的到发会引起客流的生产与消散，同时影响乘客在车站内的走行规律。而不同时段之间列车开行频率的差异则会对站台上乘客的消散速度产生影响，因此对车站动态性能的影响是非线性的，难以进行量化分析。各个因素及其对应符号见表 2。

表 2 换乘车站动态性能影响因素及对应符号
Table 2 Influence factors and corresponding symbols of dynamic performance in a transfer station

乘客因素	设备设施因素	行车组织因素
进站客流量 D^{in}	流线布设方案 F	换乘列车开行间隔 H^{tra}
出站客流量 D^{out}	楼梯宽度 W	列车停站时间 T^{stop}
到站客流量 D^A	扶梯运行速度 S^E	列车满载率 (城市轨道交通) R^M
换乘客流量 D^{tra}	安检设备开放数量 N^{SC}	提前检票时长 (铁路) T^{check}
乘客走行速度 S^d	自动取/售票机开放 数量 N^{TVM}	到达列车开行间隔 H^{ari}
使用单程票的 比例 R^b	检票闸机开放数量 N^{AG}	
	实名制验证开放数 量 N^{ID}	

2.2 考虑行车与行人因素的换乘车站仿真模型

选择 AnyLogic 仿真软件，采用其行人库和轨道库实现了基于多智能体的车站仿真模型。仿真模型对行车作业进行了精确模拟，行人跟随列车的到达、出发而产生、消失，从而完成行车与客运一体化的仿真。行人采用社会力模型驱动，能够对行人的走行过程、与设备交互的过程进行写实程度较高的仿真建模。对应实现的仿真逻辑如图 2 所示。

在轨道交通车站中，客流量可以通过 AFC 数据等方式获取，但乘客的换乘时间、设备设施的服务情况等数据却难以准确获取。因此，采用仿真模型获取轨道交通车站的运营情况是一种有效代替手段。同时，本文也对仿真模型进行了校正和验证。具体来说，参考文献[19]的验证方法，仿真模型中的行人流线与实际中乘客的走行流线基本一致，行人的结伴出行、自组织等现象也得到体现，并将行人走行速度、使用检票闸机、自动购票机的时间、进站客流等仿真数据与现场跟随调研的数据及 AFC 数据进行了对比，验证了仿真模型的准确性。

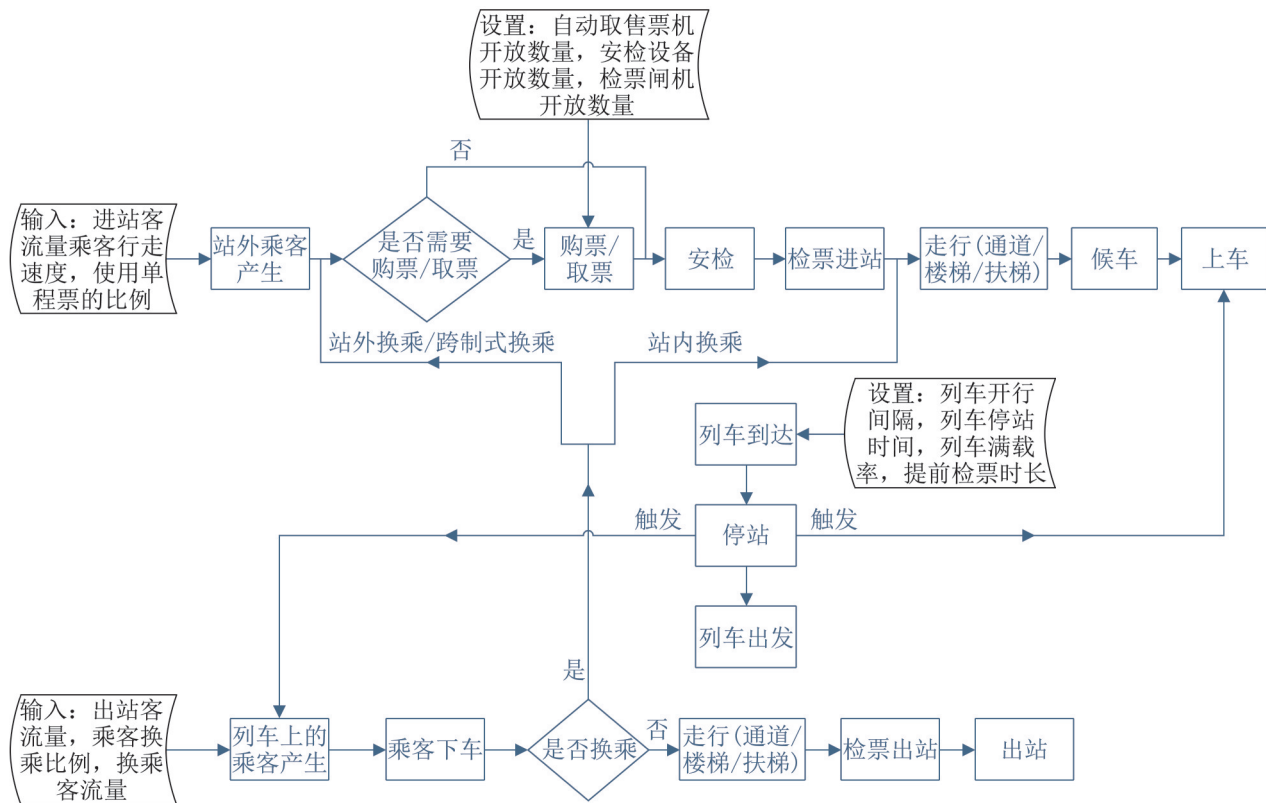


图2 轨道交通车站仿真流程

Fig. 2 Simulation process of rail transit stations

2.3 换乘车站动态性能评估的特征工程

表2给出轨道交通换乘车站的运营条件,除站内设备设施的位置和尺寸无法改变之外,其他因素均可能在车站运营过程中发生变化,而某一种因素发生变化就会产生新的运营条件,当全部可变因素作为仿真模型的输入参数时,可能会产生非常庞大的学习样本。

先对影响因素进行特征工程的筛选及降维。首先采用相关系数法、卡方检验等特征工程方法分析各因素之间的相关性,再就是分析仿真因素的可变范围,如车站换乘过程设备开放数量。流线上相邻的设备之间区域有限,当相邻设备的开放数量相差过大时,会导致乘客在设备之间聚集,造成能力明显降低,该方案无法接受。因此,在设置参数的变化情况时,可据此减少闸机开放数量变化区间。

设 L 为全部时段的集合,根据仿真结果和特

征工程处理,筛选出对应的影响因素矩阵:

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}^\tau | \tau \in L\} \quad (5)$$

式中: \mathbf{x}^τ 为 τ 时段内各个影响因素的取值:

$$\mathbf{x}^\tau = \{H^{\text{tra}, \tau}, H^{\text{ari}, \tau}, T^{\text{check}, \tau}, D^{\text{in}, \tau}, D^{\text{out}, \tau}, D^{\text{tra}, \tau}, R^{\text{b}, \tau}, F^\tau, N^{\text{SC}, \tau}, N^{\text{TVM}, \tau}, N^{\text{AG}, \tau}, N^{\text{ID}, \tau}\} \quad (6)$$

2.4 基于LSTM的评估方法

本文选择长短期记忆(LSTM)的机器学习方法进行样本数据训练并进行预测。

采用仿真模型得到3类指标的时间序列为

$$\mathbf{AN}^{\text{tra}} = \{AN^{\text{tra}, \tau} | \tau \in L\} \quad (7)$$

$$\mathbf{T}^{\text{tra}} = \{T^{\text{tra}, \tau} | \tau \in L\} \quad (8)$$

$$\mathbf{P} = \{P^\tau | \tau \in L\} \quad (9)$$

结合上一节中获取的影响因素矩阵,对于任意一个时段 τ ,选取其之前某些时段指标值的历史数据,作为特征加入到特征矩阵 \mathbf{X} 中。以有效换乘人数为例,设选取的历史时段为 η ,则其更新后的特征矩阵为

$$X_U^{AN} = \{x_{uAN}^\tau | \tau \in L\} \quad (10)$$

其中

$$x_{uAN}^\tau = \{H^{tra, \tau}, H^{ari, \tau}, T^{check, \tau}, D^{in, \tau}, D^{out, \tau}, D^{tra, \tau}, R^{b, \tau}, F^\tau, N^{SC, \tau}, N^{TVM, \tau}, N^{AG, \tau}, N^{ID, \tau}, AN^{tra, \eta}\} \quad (11)$$

根据实例需要, η 可能取多个值。类似地, 更新后的换乘时间和拥挤度的矩阵为

$$X_U^T = \{x_{uT}^\tau | \tau \in L\} \quad (12)$$

$$x_{uT}^\tau = \{H^{tra, \tau}, H^{ari, \tau}, T^{check, \tau}, D^{in, \tau}, D^{out, \tau}, D^{tra, \tau}, R^{b, \tau}, F^\tau, N^{SC, \tau}, N^{TVM, \tau}, N^{AG, \tau}, N^{ID, \tau}, T^{tra, \eta}\} \quad (13)$$

$$X_U^P = \{x_{uP}^\tau | \tau \in L\} \quad (14)$$

$$x_{uP}^\tau = \{H^{tra, \tau}, H^{ari, \tau}, T^{check, \tau}, D^{in, \tau}, D^{out, \tau}, D^{tra, \tau}, R^{b, \tau}, F^\tau, N^{SC, \tau}, N^{TVM, \tau}, N^{AG, \tau}, N^{ID, \tau}, P^\eta\} \quad (15)$$

据此, 构建 3 类多属性时间序列样本数据 $\langle X_U^{AN}, AN^{tra} \rangle, \langle X_U^T, T^{tra} \rangle, \langle X_U^P, P \rangle$ 作为 LSTM 的输入, 通过 LSTM 训练获取车站运营条件与车站动态性能的近似函数, 从而对任意时段 τ 的车站动态性能进行预测。以拥挤度序列 P 为例, 输入门、输出门和遗忘门构成的 LSTM 门控结构功能和训练过程如下:

(1) 遗忘门, 用于决定哪些信息从细胞状态中被遗忘。遗忘门的输出 f_τ 与当前时刻的输入 x_{uP}^τ 存在如下关系:

$$f_\tau = \sigma(w_f[h_{\tau-1}, x_{uP}^\tau] + b_f) \quad (16)$$

式中: w_f 和 b_f 为遗忘门输入数据的权重和偏置, σ 为激活函数。

(2) 输入门, 用于决定哪些信息需要被细胞状态记住。引入中间变量 m_τ , 用于决定是否记住输入门的输出 i_τ , 两者的关系为

$$m_\tau = \tanh(w_m[h_{\tau-1}, x_{uP}^\tau] + b_m) \quad (17)$$

$$i_\tau = \sigma(w_i[h_{\tau-1}, x_{uP}^\tau] + b_i) \quad (18)$$

式中: w_m 和 b_m 为中间变量 m_τ 的输入变量权重和偏置, w_i 和 b_i 为输入门的权重和偏置, \tanh 为双曲正切激活函数。

在输入门输出之前, 会决定丢弃旧状态的哪些信息并确定更新的信息, 即

$$c_\tau = c_{\tau-1} \odot f_\tau + i_\tau \odot m_\tau \quad (19)$$

式中: c_τ 为当前时刻的细胞状态; $c_{\tau-1}$ 为上一时刻的细胞状态; \odot 为 Hadamard 积。

(3) 输出门, 用于控制信息输出。中间变量 o_τ 和当前时刻的输出 h_τ 有如下关系:

$$o_\tau = \sigma(w_o[h_{\tau-1}, x_{uP}^\tau] + b_o) \quad (20)$$

$$h_\tau = o_\tau \odot \tanh(c_\tau) \quad (21)$$

式中: w_o 和 b_o 为中间变量 o_τ 的输入变量权重和偏置。

因此, τ 时段的预测结果实际输出为

$$P_{pre}^\tau = \sigma(w_o h_\tau) \quad (22)$$

有效换乘人数和平均换乘时间指标的预测过程均与式(16)~(22)类似, 仅改变输入样本即可, 此处不再列出, 预测结果为 $AN_{pre}^{tra, \tau}, T_{pre}^{tra, \tau}$ 。最后, 采用 MAPE 来评估各项指标预测结果的准确性。

后续案例分析中, 会根据案例的具体情况, 确定具体的动态性能影响因素, 并举例说明如何运用基于 LSTM 的动态性能获取方法, 为车站运营、计划编制提供有效依据。

3 实例分析

3.1 研究对象

本文选择成都地铁 2 号线与成灌铁路的换乘站犀浦站进行研究。成灌铁路本线外包站台, 地铁线路引入两岛式站台之间并与成灌铁路平行布置, 实现了同站台跨站式换乘, 如图 3 所示。围栏和闸机将成灌铁路站台区域与地铁站台区域分隔, 需要在站台上有限的区域内提供进出站检票、售票、实名制验证等多种服务, 形成了与普通车站相比更加复杂的运营条件, 加之市域铁路和地铁都具有开行间隔短的特点, 很多乘客是到达车站之后再购买最近车次的车票, 而不是在网络上提前购票, 对换乘便捷性的要求远超普通国铁车站, 需要准确评估车站在不同运营条件下的动态性能, 才能为车站的运营管理提供有效建议。

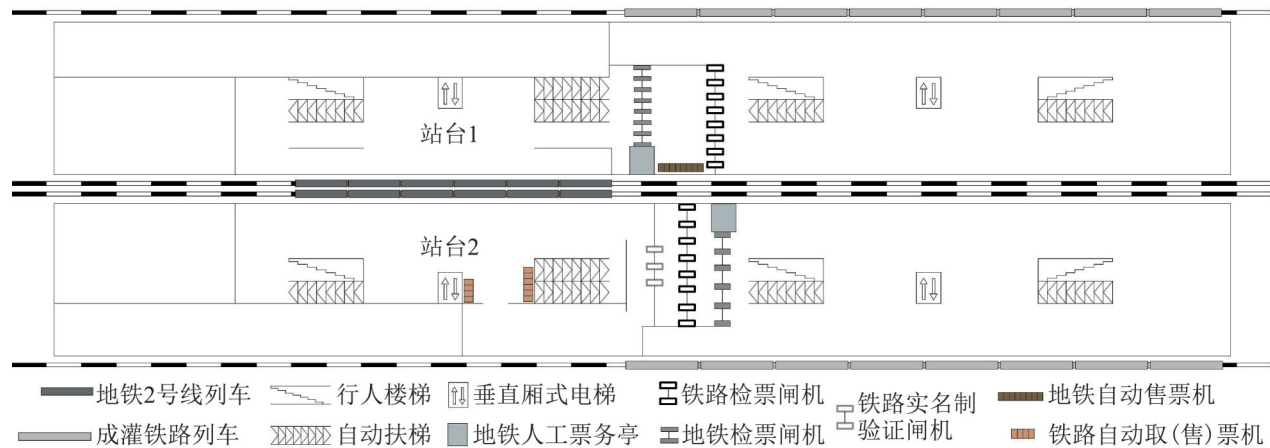


图3 犀浦站同站台换乘设备设施布置

Fig. 3 Layout of transfer equipment on the same platform at Xipu station

3.2 影响因素确定及仿真结果输出

根据犀浦站的实际情况和因素之间的相关性分析,结合表2,设定犀浦站的车站动态性能影响因素。

(1) 乘客因素,包括每列铁路列车的换乘客流量 D_1^{ra} (人/列);需要购买地铁单程票的比例 R_1^b ;每列铁路列车的下车人数 D_1^A (人/列)、地铁站厅层进站人数 D_1^m (人/h);此外,还有每列地铁列车的换乘客流量 D_2^{ra} (人/列);需要排队购买或者取出铁路车票的比例 R_2^b ;每列地铁列车的下车人数 D_2^A (人/列)。

(2) 设备设施因素,即图3所示的流线设置方案和设备设施开放数量,包括铁路出站闸机 $N_1^{AG, rail}$;自动售票机开放数量 N^{TVM} ;地铁进站闸机开放数量 $N_1^{AG, metro}$;实名制验证闸机开放方式 N^{ID} ;铁路进站闸机开放数量 $N_2^{AG, rail}$;地铁出站闸机开放数量 $N_2^{AG, metro}$ 。

(3) 行车因素,包括成灌铁路列车开行间隔 H^{ari_train} (min),并根据该时间确定铁路提前检票时间 T^{check} (min);地铁列车开行间隔 H^{ari_metro} (min);成灌铁路列车停站时间 T_r^{stop} ;地铁列车停站时间 T_m^{stop} ;地铁列车满载率 R_m 。其中, T_r^{stop} 和 T_m^{stop} 参考实际情况取定值 2 min 和 1 min,由于犀浦站是地铁的始发站,因此 R_m 取固定值 0。

犀浦站换乘服务的开放时间为每天 06:00—22:00,因此,可将全天的运营时间分为 16 个时段,根据实际的客流情况,时段可被分为高峰时段、低峰时段和平峰时段 3 种类型,设定不同时段的影响因素取值范围如表 3 所示。考虑到相邻设备的开放数量不应相差过大,为成灌铁路换乘地铁和地铁换乘成灌铁路的换乘设备分别设计了 7 组和 6 组开放数量组合。同时,规定了不同类型时段下的实名制闸机的服务方式(自动数量/人工数量);铁路的提前检票时间与铁路列车开行间隔相关,因此制定了开行间隔与检票时间组合。

在规定了全部影响因素取值范围的基础上,选取每天的 06:30—22:30 并分为 16 个时段,制定了连续 1 400 d 的仿真场景,并根据实际中高峰、平峰、低峰的数据设置各时段参数,共构建了 2.24 万个时段的仿真场景。通过建立的考虑行车与行人因素的仿真模型,获取各个场景下的 3 个评估指标结果。为了描述不同时段之间的相互影响,2.24 万个时段的仿真连续进行,共耗时约 16 h。以成灌铁路换乘地铁的场景为例,部分仿真场景的特征取值及仿真结果如表 4 所示,并且将有效换乘人数和换乘时间的仿真结果与实际数据进行了对比(拥挤度无实际数据),相对偏差均维持在可接受的范围内,进一步验证了仿真模型的有效性。

表 3 不同类型时段下动态性能影响因素的取值范围

Table 3 Value ranges of influence factors of dynamic performance under different time period types

影响因素	高峰	平峰	低峰
D_1^{tra}	384~448	320~384	256~320
R_1^b	0.25~0.55	0.25~0.55	0.25~0.55
D_1^A	560~640	480~560	400~480
D_1^{in}	6 000	4 800	3 600
D_2^{tra}	72~90	54~72	36~54
R_2^b	0.15~0.4	0.15~0.4	0.15~0.4
D_2^A	280~360	200~280	120~200
$(N_1^{AG, rail}, N_1^{TVM}, N_1^{AG, metro})$	(7, 8, 7), (7, 7, 6)	(6, 7, 6), (6, 6, 5), (5, 6, 5)	(5, 5, 4), (4, 5, 4)
$(N_2^{AG, rail}, N_2^{AG, metro})$	(7, 5), (6, 5)	(5, 5), (5, 4)	(4, 4), (4, 3)
N^{ID}	(2/2)	(3/1)	(4/0)
$(H^{ari_train}, T^{check})$	(10, 8)	(12, 10), (20, 15)	(30, 25)
H^{ari_metro}	2, 2.5	3, 3.5	4

表 4 部分仿真场景特征值取值及仿真结果

Table 4 Part of the feature values of simulation scene and simulation results

仿真场景 序号	仿真场景特征取值						仿真运行结果			结果校核	
	D_1^{tra}	R_1^b	D_1^A	D_1^{in}	$(N_1^{AG, rail}, N_1^{TVM}, N_1^{AG, metro})$	H^{ari_metro}	P^τ	$AN^{tra, \tau}$	$T^{tra, \tau}$	$AN^{tra, \tau}$ 相对偏差/%	$T^{tra, \tau}$ 相对偏差/%
1	430	0.35	625	6 000	(7, 8, 7)	2	A	428	4.35	6.92	5.36
2	445	0.40	620	6 000	(7, 7, 6)	2	A	419	4.76	2.57	3.16
3	370	0.35	550	4 800	(5, 6, 5)	3	B	359	4.99	5.33	4.40
4	365	0.40	550	4 800	(6, 6, 5)	3	B	347	5.19	2.98	7.02
5	310	0.40	460	3 600	(5, 5, 4)	4	B	302	5.58	3.72	6.59

如前所述，考虑到车站动态性能的时间序列特性，需要将评估指标的部分历史数据作为特征加入到影响因素矩阵中，因此，对评估指标结果的序列进行自相关系数的计算，结果表明，与当前时段相关系数最高依次是一周前同一天同一时段(τ^{pw1})、两周前同一天同一时段(τ^{pw2})和一天前同一时段的数据(τ^{pd1})，此外，由于运营情景的连续性，当前时段的前一阶段(τ^{ph1})也较为相似。因此，针对时段 τ ，将上述4个历史时段的评估指标结果作为历史数据加入到影响因素特征矩阵中，即式(11)，(13)，(15)中的 η 取 $\{\tau^{ph1}, \tau^{pd1}, \tau^{pw1}, \tau^{pw2}\}$ ，从而产生了LSTM所需的共2.24万个时间序列样本。其中，每个样本包含表3中的所有影响因素特征，以及4个历史时段评估指标结果，共16个特征，当前时段的仿真结果即为该样本的标签值。

3.3 LSTM预测结果分析与运用

取全部时间序列样本的前95%作为训练集，后5%作为测试集，用MAPE评价预测结果。由于换乘流程和票制上的差异，犀浦站地铁换乘铁路和铁路换乘地铁的平均换乘时间、有效换乘人数需要分别预测，而拥挤度作为车站运营状态的整体描述，无需分别预测。各指标预测结果的MAPE如表5所示，预测过程的损失函数(loss)收敛情况如图4所示。

从图4可以看出，各个指标的LSTM预测过程中损失函数总体上逐渐下降，说明收敛情况较好，模型已经学习到了特征矩阵与评价指标值之间的关系，泛化能力较强。虽然在预测换乘地铁的有效换乘人数时出现了测试集的损失函数小于训练集的过拟合情况，但差值不足0.01，仍可以接受；

所有指标MAPE均小于5%, 说明预测精度较高, 预测结果能够作为车站运营管理的依据。当车站需要获取特定场景下车站动态性能时, 只需设定影响因素的取值, 即可通过该预测方法得到各项评估指标的表现。

表5 车站动态性能评价指标预测情况
Table 5 Forecasting results of evaluation indicators of dynamic performance

预测项	MAPE/%
拥挤度	3.60
平均换乘时间(换乘地铁)	1.90
有效换乘人数(换乘地铁)	4.38
平均换乘时间(换乘铁路)	3.23
有效换乘人数(换乘铁路)	0.70

图5给出了在成灌铁路换乘地铁中, 基于随机森林预测模型输出的各个影响因素在预测各个指标时的重要度。重要度越高的因素在预测模型的学习中发挥更大的作用。

从图5可以看出, 整体而言, 通过自相关系数选取的四项时间序列特征在各项指标的预测中均发挥了较大作用, 重要度最大可达到16.4%, 且比大

部分因素的重要度高, 说明车站的运营状态和性能在同一天的某些连续时段内和不同天的同一时段内存在着相似性, 对预测车站动态性能有很大帮助。

除了历史数据外, 车站动态性能的影响因素也发挥了重要作用。其中, 购票比例 R_1^0 在预测服务水平和换乘时间时是最重要的因素, 而在预测有效换乘人数时也是除了历史数据特征外最重要的因素, 因此, 下面分析该因素的变化对车站动态性能的具体影响。

乘客购买单程票的比例与车站设备的支持有很强的相关性, 因此不会在短时间内发生较大波动。目前, 很多轨道交通运营方都在大力推广各种电子支付来代替单程票, 帮助乘客省去购票环节, 同时提高车站能力。借助本文所提方法, 可以获取不同购票比例下车站在多个时段内连续的动态运营情况, 以帮助运营方明确电子票推广目标以及对应情境下的车站管理措施。以犀浦站铁路换乘地铁为例, 选取某一天连续16个运营时段, 设定4组实验, 对比购票比例从50%逐步降低为25%且其他条件相同的情况。

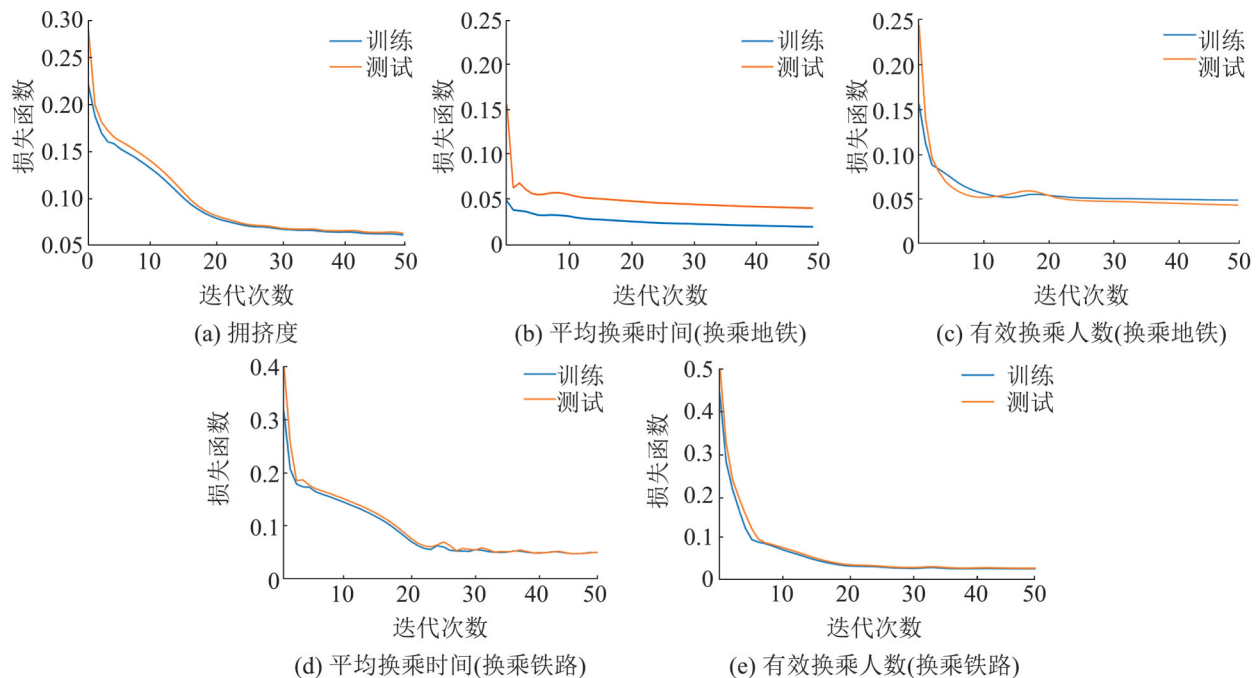


图4 各个指标LSTM预测过程的损失函数收敛情况

Fig. 4 Convergence situation of loss function of each indicator in LSTM forecasting process

表 6 列出了通过 LSTM 模型预测得到的拥挤度、有效换乘人数和平均换乘时间，可以看出，指标值随着运营时段的延续不断发生变化。按照犀浦站目前 50% 的购票比例，在全天 16 个运营时段中，车站最低拥挤度为 D 等级，乘客的平均换乘时间最高达到 7.08 min，除早间低峰期换乘需求较小外，单位时间内的有效换乘人数在 300 人左右，系统无法很好地满足平峰期和高峰期单位时间内 360 人和 415 人的换乘需求。随着购票比例的降低，车站的动态性能明显提升，降至

40% 时乘客的最大平均换乘时间已降至 5.53 min。当然，购票比例的降低不会无限制提升车站能力，到达 30% 时，基本可以保证拥挤度维持在 A 等级，乘客换乘时间约为 4 min，最大有效换乘人数达到 410 人左右，保证乘客能够安全、快速换乘。

从上可知，运营单位可通过宣传工作、设备升级等手段引导更多的乘客使用一卡通、二维码、NFC 等方式换乘，能有效缓解车站的客运工作压力。

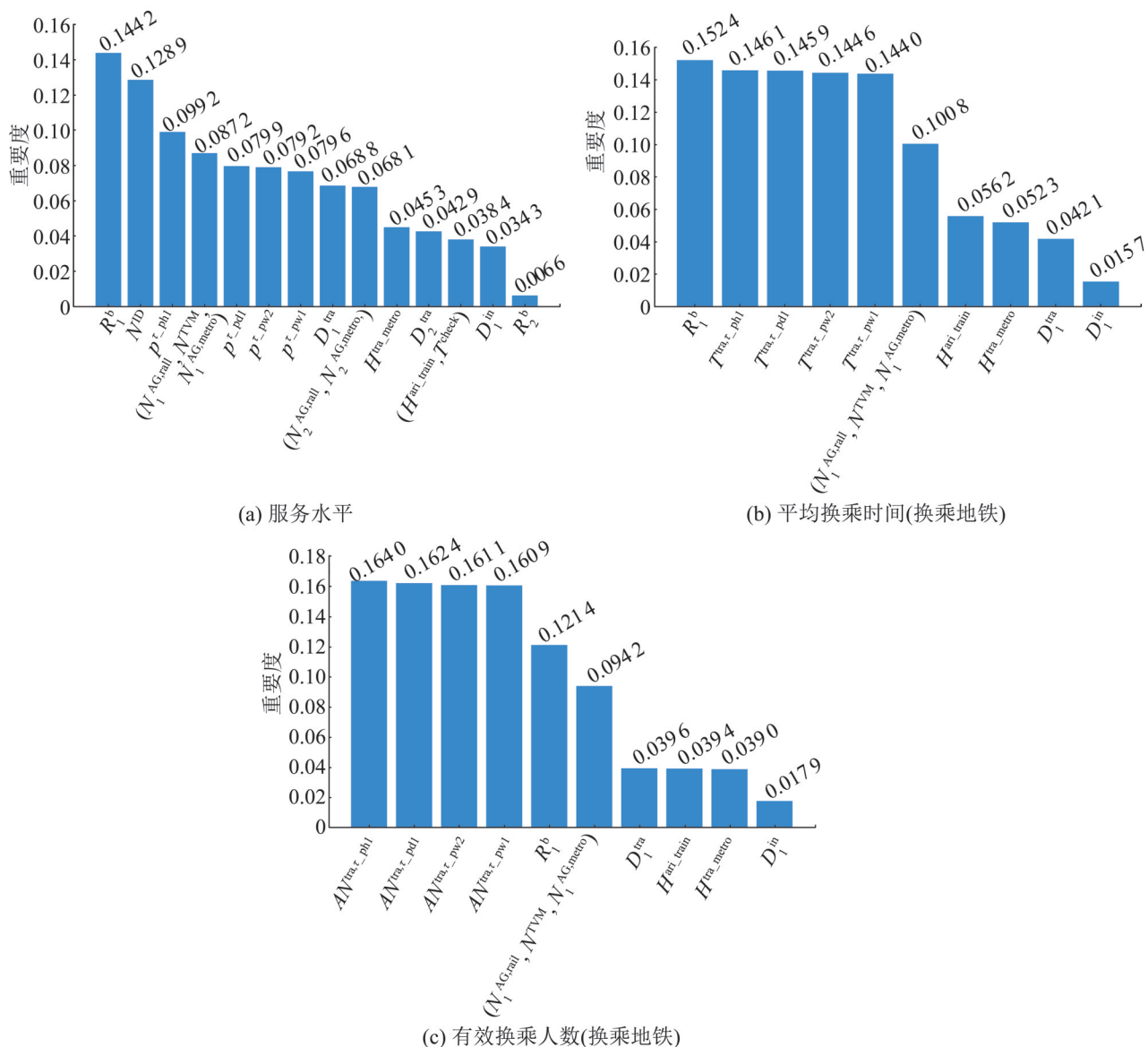


图 5 影响因素在预测各项指标时的重要度
Fig. 5 Importance scores of influencing factors in forecasting each indicator

表6 购票比例变化下成灌铁路换乘地铁时评价指标的预测结果及变化情况

Table 6 Evaluation indicators changes of forecasting results for transferring from Chengguan railway to metro

购票比例	50%			40%			30%			25%		
	评价指标	P_{pre}^r	$AN_{pre}^{tra, \tau}$	$T_{pre}^{tra, \tau}$	P_{pre}^r	$AN_{pre}^{tra, \tau}$	$T_{pre}^{tra, \tau}$	P_{pre}^r	$AN_{pre}^{tra, \tau}$	$T_{pre}^{tra, \tau}$	P_{pre}^r	$AN_{pre}^{tra, \tau}$
06:00—07:00	A	265	4.28	A	270	4.15	A	280	3.95	A	279	3.88
07:00—08:00	D	328	7.15	C	377	5.51	B	406	4.13	A	413	4.05
08:00—09:00	D	322	7.15	C	378	5.39	A	411	4.05	A	409	4.01
09:00—10:00	C	320	6.67	B	349	4.70	A	353	4.06	A	359	4.02
10:00—11:00	B	327	5.89	A	352	4.49	A	351	3.88	A	352	3.99
11:00—12:00	B	329	6.01	B	354	4.73	B	351	4.03	A	355	3.94
12:00—13:00	C	323	6.58	B	348	4.68	A	358	3.92	A	360	4.01
13:00—14:00	B	315	5.99	B	358	4.67	A	358	4.03	A	358	3.98
14:00—15:00	B	329	5.95	B	350	4.59	A	354	4.04	A	351	4.04
15:00—16:00	B	325	6.00	B	356	4.68	A	353	4.06	A	351	4.03
16:00—17:00	B	330	6.61	B	350	4.71	A	359	3.99	A	357	4.07
17:00—18:00	D	319	7.08	C	381	5.48	B	410	4.17	B	414	4.11
18:00—19:00	D	322	7.03	C	379	5.53	A	409	4.03	A	415	4.06
19:00—20:00	C	322	6.45	B	355	4.80	A	355	3.96	A	354	3.93
20:00—21:00	B	323	6.02	B	352	4.61	A	352	4.01	A	356	4.02
21:00—22:00	B	293	5.51	A	290	4.19	A	298	3.89	A	299	3.91

4 结论

本文确定轨道交通换乘车站动态性能的影响因素和评价指标,并采用特征工程方法对影响因素进行筛选;然后用考虑行车与行人因素的仿真模型获取不同影响因素取值下的车站评价指标,以建立3类评价指标的机器学习样本;通过LSTM建立车站动态性能评价指标的预测方法,从而分析关键因素变化对车站动态性能的影响。铁路和地铁同站台换乘的犀浦站的实验结果表明,本文所提的换乘车站动态性能预测方法的MAPE均在5%以下,预测精度较高。通过量化实验对比表明,当地铁单程票的使用比例降低到30%时可大幅提升车站的动态性能。因此,本方法具有良好的实用性和可拓展性。在实际应用中,车站管理者可以根据车站的实际运营条件,从3个评价指标的角度,先为每个时段设置相应的运营表现要求,即设置拥挤度的下限、有效换乘人数的下限和换乘时间的上限,之后,即可采用本文提出的车站动态性能评估方法,为目标时段设定不同的设备设施运用方案,若在某一方案下,车站的

3项评估指标均能符合运营要求,则可以考虑采用该种方案,达到筛选可用方案的目的。还可在筛选出的设备方案的基础上进行人员排班的优化研究,为车站日常运营管理的多方面提供有效帮助。

参考文献:

- [1] Corman F, D'Ariano A, Marra A D, et al. Integrating Train Scheduling and Delay Management in Real-Time Railway Traffic Control[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review (S1366-5545), 2017, 105: 213-239.
- [2] 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 Tianyang, Zhu Zhiguo. Scale and Layout Analyses of Subway Station Facilities Based on Anylogic Software [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2017, 15(1): 112-121.
- [3] 胡春平.客运枢纽换乘效率及流线组织方法研究[D].北京:北京交通大学,2014.
Hu Chunping. Transfer Efficiency Analysis and Passenger Flow Organization of Passenger Transportation Hubs[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.
- [4] Hänseler F S, Bierlaire M, Scarinci R. Assessing the Usage and Level-of-Service of Pedestrian Facilities in Train Stations: A Swiss Case Study[J]. Transportation

- Research Part A: Policy and Practice (S0965-8564), 2016, 89(7): 106-123.
- [5] Transportation Research Board. Highway Capacity Manual[K]. Washington, DC: Transportation Research Board, 2010.
- [6] 胡清梅. 轨道交通车站客流承载能力的评估与仿真研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
Hu Qingmei. Passenger Carrying Capacity Evaluation and Simualtion of Rail Transit Station[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.
- [7] 黄令海, 李海鹰, 许心越. 城市轨道交通车站动态瓶颈识别方法研究[J]. 铁道学报, 2015, 37(7): 1-8.
Huang Linghai, Li Haiying, Xu Xinyue. Identification of Dynamic Bottlenecks of Urban Rail Transit Stations[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(7): 1-8.
- [8] Van den Heuvel J, Voskamp A, Daamen W, et al. Using Bluetooth to Estimate the Impact of Congestion on Pedestrian Route Choice at Train Stations[C]// Traffic and Granular Flow '13. German: Jülich, 2013: 73-82.
- [9] 高春霞, 董宝田. 交通枢纽内不确定情况下行人路径选择模型研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2012, 12(6): 170-176, 197.
Gao Chunxia, Dong Baotian. Passenger Routing Selection Model with Uncertainty in Traffic Hub[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(6): 170-176, 197.
- [10] Pu Y S. Capacity Analysis of the Union Station Rail Corridor Using Integrated Rail and Pedestrian Simulation [D]. Toronto: University of Toronto, 2017.
- [11] Hänseler F S. Modeling and Estimation of Pedestrian Flows in Train Stations[D]. Lausanne: EPFL, 2016.
- [12] 胡瑞, 徐传玲, 冯永泰, 等. 广深高速铁路列车分类型晚点预测[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(增2): 181-186.
Hu Rui, Xu Chuanling, Feng Yongtai, et al. Prediction of Different Types of Train Delay of Guangzhou-Shenzhen High-speed Railway[J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(S2): 181-186.
- [13] 王岩韬, 陈冠铭. 基于时间序列模型的航班运行风险短期预测[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(5): 33-38.
Wang Yantao, Chen Guanming. Short-time Prediction of Flight Operation Risk Based on Time Series Models[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(5): 33-38.
- [14] He Bisheng, Zhang Hongxiang, Wen Keyu, et al. Machine Learning based Integrated Pedestrian Facilities Planning and Staff Assignment Problem in Transfer Stations[C]// 8th International Conference on Railway Operations Modelling and Analysis. Sweden: IAROR, 2019: 579-600.
- [15] Zhang H X, He B S, Lu G Y, et al. A Simulation and Machine Learning Based Optimization Method for Integrated Pedestrian Facilities Planning and Staff Assignment Problem in the Multi-mode Rail Transit Transfer Station[J]. Simulation Modelling Practice and Theory (S1569-190X), 2022, 115: 102449.
- [16] 丁小兵, 徐行方. 基于时段分布的市郊轨道交通车站滞留客流分布算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2016, 16(1): 116-122.
Ding Xiaobing, Xu Xingfang. Algorithms of Station Passenger Flow Forecast of Suburban Rail Transit Based on Distribution Time[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016, 16(1): 116-122.
- [17] 宋瑞, 邹彦雯, 李婷婷. 城市轨道交通线路运营计划优化方法[J]. 北京交通大学学报, 2015, 39(6): 32-38.
Song Rui, Zou Yanwen, Li Tingting. Optimization Method of Operation Planning for Urban Rail Transit Line[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2015, 39(6): 32-38.
- [18] 中华人民共和国住房和城乡建设部. GB50157-2013, 地铁设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. GB50157-2013, Code for Design of Metro[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2013.
- [19] Dong H R, Zhou M, Wang Q L, et al. State-of-the-Art Pedestrian and Evacuation Dynamics[J]. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2020, 21(5): 1849-1866.