

# 基于改进 LSTNet 模型的地铁车站客运量 预测算法研究\*

许 玲 管剑波 许锡伟 班 勇

(宁波市轨道交通集团有限公司, 315101, 宁波)

**摘 要** [目的] 为了有效应对地铁线路高峰时段进出站客运量压力,需构建精准的客运量预测模型,以掌握地铁车站进出站量的时空分布规律,提升地铁线路运营调度决策的科学性。[方法] 选取了杭州地铁的客流数据,介绍了数据的类型,以及数据预处理、数据分析的要求。在 LSTNet 模型基础上引入了 Bi-LSTM 模型及注意力机制,建立了改进 LSTNet 预测模型,进而提出了一种融合多尺度时序特征的地铁客流预测方法。选取了杭州地铁 6 个车站的客流数据,分别采用 LSTM 模型、LSTNet 模型、改进 LSTNet 模型进行预测。基于预测结果,对改进 LSTNet 模型的性能进行评估。[结果及结论] 与采用 LSTM 模型、LSTNet 模型相比,采用改进 LSTNet 模型后,地铁车站总客运量预测的平均绝对百分比误差分别降低了 5.3%、2.4%。改进 LSTNet 模型可以显著提升地铁客流预测的精度与稳定性。

**关键词** 地铁; 车站; 客运量预测; 改进 LSTNet 模型; 双向长短时记忆神经网络; 注意力机制

**中图分类号** U293.13; U231.4

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.20245803

## Metro Station Passenger Volume Prediction Algorithm Based on Improved LSTNet Model

XU Ling, GUAN Jianbo, XU Xiwei, BAN Yong

(Ningbo Rail Transit Group Co., Ltd., 315101, Ningbo, China)

**Abstract** [Objective] To effectively address the pressure of inbound/outbound passenger volume on metro lines during peak hours, it is necessary to develop an accurate passenger volume prediction model to understand the spatiotemporal distribution patterns of metro station inbound/outbound volumes and enhance the scientific basis for operational and scheduling decisions of metro lines. [Method] Passenger volume data from Hangzhou Metro is selected, with an introduction to the types of data and the requirements for data preprocessing and analysis. Building upon the LSTNet (long- and short-term time-series network) model, a Bi-LSTM (bidirectional long- and

short-term memory) model and the attention mechanism are incorporated to establish an improved LSTNet prediction model. Furthermore, a metro passenger volume prediction method integrating multi-scale temporal sequence features is proposed. Passenger flow data from 6 Hangzhou Metro stations are selected, and predictions are carried out using the LSTM model, the LSTNet model, and the improved LSTNet model respectively. Based on the prediction results, the performance of the improved LSTNet model is evaluated. [Result & Conclusion] Compared with the adopted LSTM and LSTNet models, the improved LSTNet model reduces the mean absolute percentage error (MAPE) of total passenger volume prediction at metro stations by 5.3% and 2.4%, respectively. The improved LSTNet model significantly enhances the accuracy and stability of metro passenger flow prediction.

**Key words** metro; station; passenger volume prediction; improved LSTNet model; Bi-LSTM neural network; attention mechanism

地铁客流预测是优化地铁线路运营调度与资源配置的重要基础。文献[1-3]对地铁客流预测的理论进行了研究。文献[4-8]基于上海轨道交通线网客流的实际情况,分别对车站客流预测、客流管控等问题进行了专题研究。文献[9-26]采用了多种方式的模型、技术及算法,基于不同的研究目的,对地铁车站客流进行了广泛且深入的分析研究。

目前在地铁客流预测方面的研究中,大多采用了 LSTM(长短时记忆网络)<sup>[27-28]</sup>、GRU(门控循环单元)<sup>[29]</sup>等模型进行短时客流预测并取得了一定效果,但上述研究也存在改进空间,虽然这些研究采用了聚类等方法划分上下班高峰期、周末等周期性影响因素,但未充分利用客流序列本身随时间的变化特征。

针对地铁客流具有的长期周期性变化规律及

\* 中国城市轨道交通协会科研专项(CAMET-KY-202206);宁波市重点研发计划暨“揭榜挂帅”项目(2022Z231)

短期早晚高峰变化规律,本文将基于针对多源时间序列预测而设计的 LSTNet 模型作为基础模型,该模型结合了 CNN(卷积神经网络)和 LSTM(长短期记忆神经网络)2 种结构,可以捕捉时间序列数据中的局部特征和长期依赖关系,具有较好的预测性能。该模型已在电力负荷、温度预测等方面取得了较好的应用效果<sup>[30-31]</sup>,但在地铁客流预测方面的应用仍较少。为了更好地捕捉地铁客流历史数据和未来信息之间的隐藏依赖关系,本文对原始 LSTNet 模型结构进行改进,引入 Bi-LSTM(双向长短期记忆神经网络)<sup>[32]</sup>和注意力机制,以提升地铁客流预测的准确度。

## 1 地铁客流数据的预处理及数据分析

### 1.1 数据来源

本文使用的训练数据是阿里云天池大数据竞赛公布的杭州市地铁刷卡数据,数据的记录时间从 2019 年 1 月 1 日至 2019 年 1 月 25 日,共 25 d。数据量约为 1.7 GB,共涉及了杭州地铁 3 条运营线路、81 座地铁站,数据量约为 7 000 万条。每条数据均包含有刷卡时间、地铁线路编号、地铁站编号、刷卡设备编号、进出站状态(1 为进站,0 为出站)、用户身份编号及用户刷卡类型等信息。

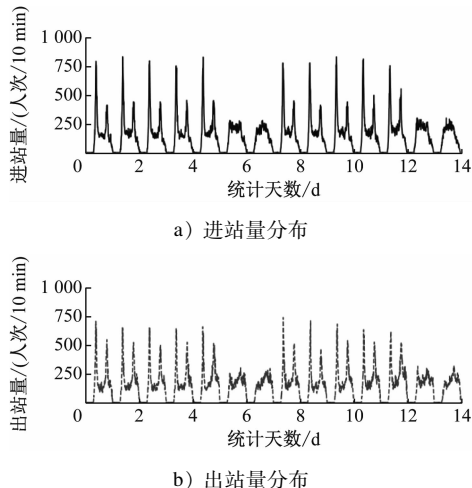
### 1.2 数据处理

数据集为原始刷卡数据,需要对原始数据进行预处理,除去重复值及异常值(如非运营时间的工作人员打卡数据)。将 10 min 作为 1 个统计时段,将每日的运营时间划分为 144 个统计时段,统计每个站点每个统计时段的进站量、出站量,以指导车站的实际运营管理,并在紧急情况下发出客流预警。

### 1.3 数据分析

地铁客流数据在时间维度上有明显的周期性规律。杭州地铁 1 号线打铁关站 2 周内进出站客运量变化趋势如图 1 所示。图 1 可以明显区分出工作日与双休日的客流差异,也能区分出每个工作日早、晚高峰期的客流差异。有效的时序预测模型须同时捕捉客流数据中长期和短期这 2 个不同统计周期内重复出现的模式,LSTNet 模型就是针对类似的统计需求而设计的,可以充分捕捉多源时间序列之间的依赖关系,让模型充分学习时间维度的变化规律。

在空间维度上,由于不同的地铁车站各具特性,其车站客流数据也各有不同。选取杭州地铁



注:统计周期为 2019 年 1 月 7 日至 2019 年 1 月 20 日,共计 14 d。

图 1 打铁关站进出站客运量变化趋势

Fig. 1 Changing trends of inbound/outbound passenger volumes at Datieguan Station

1 号线火车东站站,将其日进出站量跟打铁关站进行对比,其结果如图 2 所示。图 2 中:火车东站站为换乘站且为杭州市的交通枢纽,所以没有明显上下班高峰,其车站日进出站量的变化趋势与普通站点(打铁关站)的差异明显。因此,本文预测将基于每个地铁车站的特点及属性,建立与之相匹配的模型并进行客流预测。

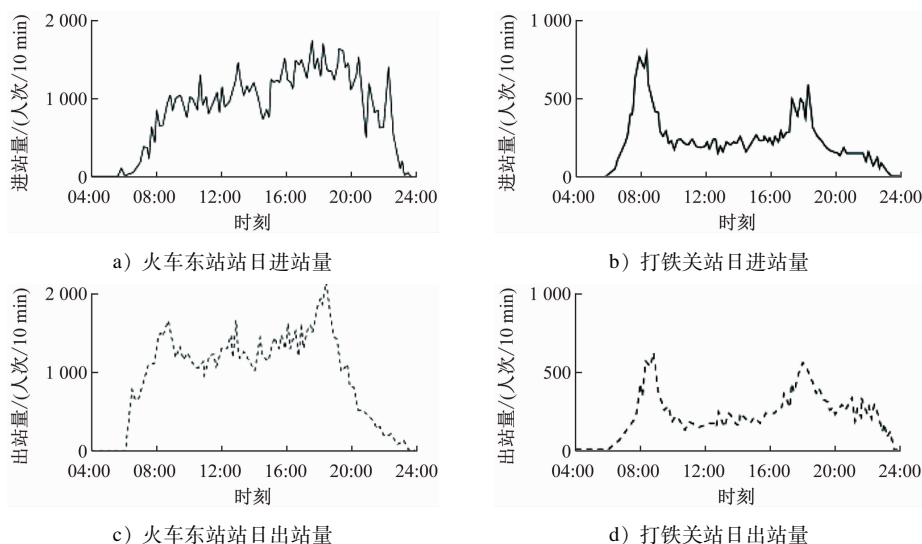
## 2 建立预测模型

### 2.1 LSTNet 模型结构

本文使用 LSTNet 模型作为基础模型来学习地铁客流变化特征,LSTNet 模型可充分捕捉多个维度输入时间序列中的依赖关系,效果比 LSTM 模型更优。LSTNet 模型的预测包括非线性预测和线性预测 2 个部分,线性部分主要关注局部尺度问题,非线性部分则包含了循环的特征。非线性部分包含的 CNN 模块可以提取数据之间的短期局部依赖关系,RNN(循环模块)和 Skip-RNN(循环跳跃模块)可以提取客流时序的长期变化趋势。此外,本文还利用传统 AR(自回归)模型来解决神经网络模型的输入尺度不敏感问题,进而得到线性预测结果。LSTNet 模型的结构如图 3 所示。

### 2.2 引入 Bi-LSTM 模型

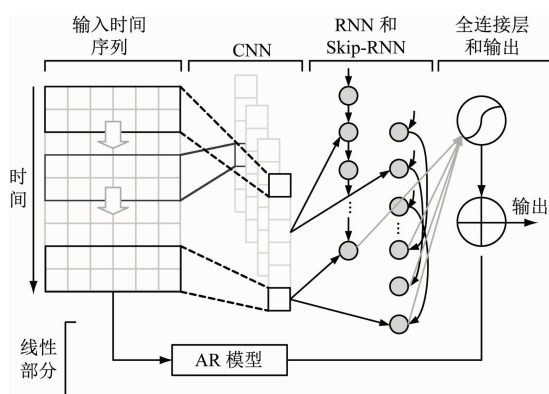
LSTNet 模型中,基础 RNN 层使用的是 GRU 模型,只考虑单向数据信息,忽略了序列方向信息对预测结果的影响。本文将 LSTNet 模型中 RNN 层和 Skip-RNN 层原始的 RNN 模型替换为 Bi-LSTM



注:统计时间为2019年1月18日04:00—24:00。

图2 火车东车站与打铁关站单日进出站客运量对比

Fig. 2 Comparison of daily inbound/outbound passenger volumes between East Railway Station and Datieguan Station



注:“时间”指按时间顺序的输入序列。

图3 LSTNet 模型结构

Fig. 3 LSTNet model architecture

模型,以实现时间序列回归预测。Bi-LSTM 模型由沿正、反 2 个方向传递且共享权值的 LSTM 模型组成,可同步捕获客流时序的正向历史依赖信息及反向未来关联信息,其双通道隐藏层(即正向 LSTM 模型与反向 LSTM 模型)可在共享权值条件下独立处理客流时序数据,最终通过联合输出层融合双向特征来显著增强模型对客流时序动态规律的表达能力。

设  $t$  为当前时间步的序号。图 4 为 Bi-LSTM 模型在  $t-1$ 、 $t$ 、 $t+1$  时段内沿时间轴展开的结果。其中,时间步  $t$  的模型输入为  $X_t$ ,正向隐藏层状态为  $A_{t,fw}$ ,反向为  $A_{t,bw}$ 。 $Y_t$  为模型的最终输出,其值由  $A_{t,fw}$  和  $A_{t,bw}$  得到的隐藏状态向量  $h_{t,fw}$ 、 $h_{t,bw}$  共同决定。

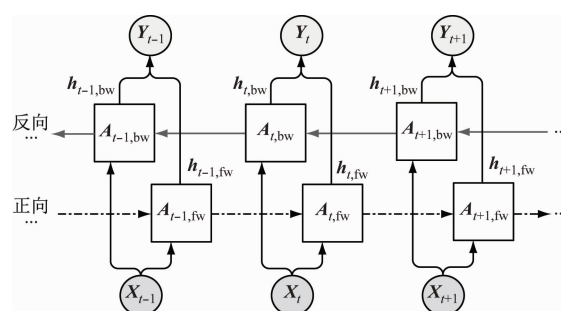


图4 Bi-LSTM 模型沿时间轴的展开结构

Fig. 4 Unfolding structure of Bi-LSTM model along time axis

### 2.3 引入注意力机制

时序模型具有长周期记忆衰减问题,LSTNet 循环跳跃模块需要依赖固定周期参数,难以适应动态周期变化。针对这些局限性,本文在 RNN、Skip-RNN 模块后嵌入了注意力机制,通过自适应权重分配法来强化关键时序特征的捕捉能力<sup>[33]</sup>,进而缓解长周期信息损失问题,提高非规则周期序列的预测鲁棒性。设  $t$  的注意力权重为  $\alpha_t$ , $\alpha_t$  的计算式为:

$$\alpha_t = \text{AttnScore}(\mathbf{H}_{t,q,R}, \mathbf{h}_{t-1,R}) \quad (1)$$

$$\mathbf{H}_{t,q,R} = [\mathbf{h}_{t-q,R}, \dots, \mathbf{h}_{t-1,R}] \quad (2)$$

式中:

$\mathbf{h}_{t,R}$ ——RNN、Skip-RNN 模块在  $t$  时的隐藏状态;

$\mathbf{H}_{t,q,R}$ ——RNN、Skip-RNN 模块在  $t$  之前  $q$  个时间步内的隐藏状态矩阵;

$\text{AttnScore}(\cdot)$ ——注意力打分函数。

时序注意层最后输出的是加权上下文向量  $\mathbf{c}_t$ ,

$c_t = H_t \alpha_t$ 。 $c_t$  与 RNN、Skip-RNN 的模块 R 最后 1 个窗口隐藏状态  $h_{t-1,R}$  进行拼接,然后再进行线性投影运算,可得到时序注意层最后输出隐藏状态  $h_{t,D}$  的计算式为:

$$h_{t,D} = W[c_t, h_{t-1,R}] + b \quad (3)$$

式中:

$W$ ——线性投影矩阵,用于对连接后的向量进行线性变换;

$b$ ——偏置项。

时间注意力层在学习长期和短期时间关系的同时,可有效处理观察到的数据及已知的时间变量输入,从而为地铁客运量预测提供与时间周期相关的明确信息。

### 3 试验方法

#### 3.1 试验指标

试验选取 2019 年 1 月 2 日至 2019 年 1 月 25 日的地铁客流数据作为训练集,选取 2019 年 1 月 26 日(星期六)、2019 年 1 月 28 日(星期一)的地铁客流数据作为测试集,不考虑节假日、天气等因素影响。选取打铁关站、火车东站站,以及杭州地铁 1 号线的江陵路站及凤起路站、杭州地铁 2 号线的钱江路站、杭州地铁 4 号线的市民中心站这 6 个客运量较大的车站进行客流预测分析,分项预测车站总客运量、进站量及出站量。输入特征除车站的历史客运量外,构建以 1 周为统计粒度的周期编码序列(10 min 为 1 个统计时段,并为其编号,序号编号为  $0^{\#} \sim 1007^{\#}$ ),以增强模型对地铁车站客流变化趋势与日期关联性的捕捉能力。

为验证改进 LSTNet 模型的预测效果,采用  $E_{MA}$

(平均绝对误差)、 $E_{MAPE}$ (平均绝对百分比误差)、 $E_{RM}$ (均方根误差)3 个指标来评估模型性能。其中: $E_{MA}$ 能够直观地反映平均误差值的大小; $E_{MAPE}$ 能反映出预测误差与真实值的百分比比例,从整体上客观描述模型的预测能力; $E_{RM}$ 能够反映异常客流(包括高峰客流)的预测效果。

这 3 个指标的计算式为:

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{t,sj} - x_{t,yc}| \quad (4)$$

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{t,sj} - x_{t,yc}}{x_{t,sj}} \right| \times 100\% \quad (5)$$

$$E_{RM} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{t,sj} - x_{t,yc})^2} \quad (6)$$

式中:

$x_{t,sj}$ ——实际客运量;

$x_{t,yc}$ ——预测客运量;

$n$ ——样本总数。

#### 3.2 试验结果

本试验使用的硬件环境为:CPU(中央处理器)型号为 Intel(R) Core(TM) i5-10500,基础频率 3.10 GHz;显卡为 Nvidia GeForce GTX 1660(6 GB 显存);内存为 16 G。本试验使用的软件环境为:操作系统为 Windows10 系统;加速环境为 CUDA11.1 软件;编程语言为 Python3.7 软件;深度学习框架为 Pytorch1.11 软件。在网络模型的训练阶段,跳跃步长为 4,总迭代周期为 500 次,迭代批次大小值为 64,初始化学习率为 0.001,动量因子为 0.9。

表 1 为 LSTM 模型、LSTNet 模型、本文提出的改进 LSTNet 模型在 6 个地铁车站的平均预测结果对比。

表 1 3 个模型在 6 个地铁车站的评价预测结果对比

Tab.1 Comparison of evaluation and prediction results for 3 models at 6 metro stations

| 模型           | $E_{MA}$ |      |      | $E_{MAPE}/\%$ |      |      | $E_{RM}$ |      |      |
|--------------|----------|------|------|---------------|------|------|----------|------|------|
|              | 总客运量     | 进站量  | 出站量  | 总客运量          | 进站量  | 出站量  | 总客运量     | 进站量  | 出站量  |
| LSTM 模型      | 38.9     | 22.5 | 25.7 | 16.6          | 17.2 | 15.3 | 59.5     | 60.1 | 68.6 |
| LSTNet 模型    | 32.6     | 19.3 | 24.7 | 13.7          | 13.4 | 14.1 | 52.1     | 47.7 | 54.7 |
| 改进 LSTNet 模型 | 29.5     | 18.6 | 22.8 | 11.3          | 11.9 | 13.5 | 43.7     | 31.7 | 48.9 |

由表 1 可知:LSTNet 模型比 LSTM 模型效果更优。本文对 LSTNet 模型进行改进后,其预测效果有明显提升。

1) 从预测准确度分析:改进 LSTNet 模型的 3 个指标均优于 LSTM 模型和 LSTNet 模型。相较

LSTM 模型和 LSTNet 模型的总客运量,改进 LSTNet 模型总客运量的  $E_{MAPE}$  分别下降了 5.3% 和 2.4%, $E_{RM}$  分别降低了 9.4 和 3.1。这表明改进 LSTNet 模型确实可以综合利用地铁客流的长期周期性规律和短期变化趋势进行预测,且可能取得更



高的预测精度。

2) 从预测稳定性分析:从总客运量的  $E_{RM}$  看,改进 LSTNet 模型的预测效果较 LSTM 模型有了较大提升,改进 LSTNet 的  $E_{RM}$  比 LSTM 模型减少了 15.8,整体预测结果没有较大偏离值,具有良好的稳定性。

图 5 为本文改进 LSTNet 模型在 6 个车站的  $E_{MAPE}$  分布情况。由图 5 可知:各站点总客运量、进站量、出站量的  $E_{MAPE}$  波动不大,具有良好的鲁棒性;各站点出站量的  $E_{MAPE}$  普遍比进站量的  $E_{MAPE}$  高,其原因可能为出站客流由不同车站的进站量组成,不确定因素较大。

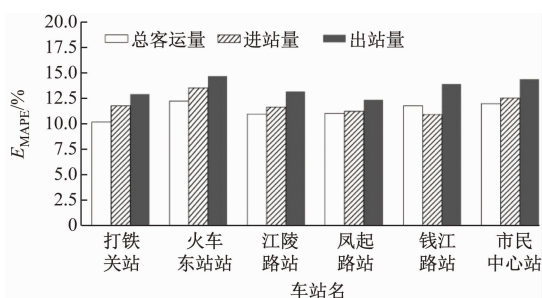
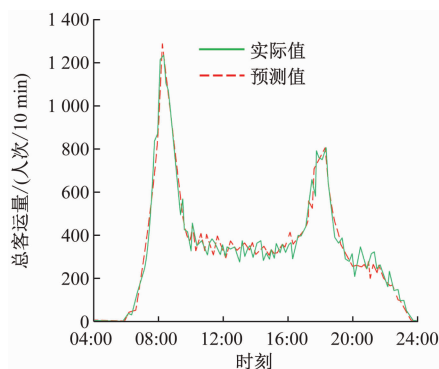


图 5 改进 LSTNet 模型在 6 个车站的  $E_{MAPE}$  分布情况

Fig. 5 Distribution of improved LSTNet model  $E_{MAPE}$  at 6 stations

### 3.3 应用案例

图 6 为基于改进 LSTNet 模型的打铁关站工作日总客运量预测值与实际值对比情况。由图 6 可知:从总客运量峰值看,改进 LSTNet 模型具有较好的预测效果。非高峰时段由于影响总客运量的因素较多,具体数值上略有偏差,但预测值客流变化趋势与实际值相比基本一致。

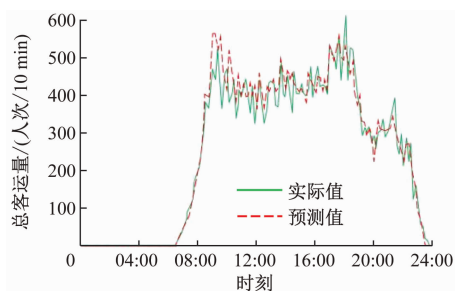


注:统计时间为 2019 年 1 月 28 日 04:00—24:00。

图 6 打铁关站工作日总客运量预测值与实际值对比

Fig. 6 Comparison of predicted and actual total passenger volumes on weekdays at Datieguan Station

图 7 为基于改进 LSTNet 模型的打铁关站双休日总客运量预测值与实际值对比情况。图 7 的周末客流随机性较强,预测准确率略低于工作日。



注:统计时间为 2019 年 1 月 26 日 04:00—24:00。

图 7 打铁关站双休日总客运量预测值与实际值对比

Fig. 7 Comparison of predicted and actual total passenger volumes on weekends at Datieguan Station

## 4 结语

为提升地铁线路在运营高峰时段应对大客流的能力,本文提出一种改进的 LSTNet 预测模型:用 Bi-LSTM 模型替代原 GRU 层以实现双向时序特征学习,并嵌入了注意力机制,通过动态权重分配强化关键时段特征。基于杭州地铁数据的试验结果表明,与 LSTM 模型和 LSTNet 模型相比,改进 LSTNet 预测模型在总客运量预测中的  $E_{MAPE}$  分别降低了 5.3% 和 2.4%,进而验证了多模态时序建模的有效性。后续研究中,将进一步把改进 LSTNet 预测模型拓展应用至地铁线路节假日客流等更为复杂的运营场景中,进一步优化该模型的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 程冕,褚沁怡,郑希,等. 多元融合背景下无锡地铁车站客流提升策略[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(增刊 2): 14.  
CHENG Mian, CHU Qinyi, ZHENG Xi, et al. Strategies for improving passenger flow in Wuxi subway station under the background of multi-integration[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(S2): 14.
- [2] 余伟之,夏三县,篮杰,等. 地铁车站客流预测方法比较研究[J]. 智慧轨道交通, 2024, 61(4): 98.  
YU Weizhi, XIA Sanxian, LAN Jie, et al. Comparative study of the passenger flow prediction method for metro stations[J]. Intelligent Rail Transit, 2024, 61(4): 98.
- [3] 钟超. 城市轨道交通客流预测的方法研究[J]. 运输经理世界, 2024(16): 1.  
ZHONG Chao. Research on passenger flow forecast method of urban rail transit[J]. Transport Business China, 2024(16): 1.

- [4] 孙承洁. 上海地铁车站客流数据预测方法研究[J]. 交通与运输, 2023, 39(5): 36.  
SUN Chengjie. Comparison of passenger flow data forecasting methods in Shanghai Metro station[J]. Traffic & Transportation, 2023, 39(5): 36.
- [5] 沈洁. 上海地铁车站大客流风险协同治理研究: 以龙阳路站为例[D]. 上海: 上海师范大学, 2022.  
SHEN Jie. Study on collaborative management of large passenger flow risk in Shanghai subway station: taking Longyang Road Station as an example[D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2022.
- [6] 赵源, 王越, 胡华. 基于 POI-K-means 地铁车站聚类方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(5): 114.  
ZHAO Yuan, WANG Yue, HU Hua. Research on clustering method of metro stations based on POI-K-means[J]. Intelligent Computer and Applications, 2022, 12(5): 114.
- [7] 赵源. 基于站线协同的城市轨道交通车站客流管控理论和方法[D]. 上海: 同济大学, 2022.  
ZHAO Yuan. Theory and method of passenger flow control in urban rail transit stations based on station-line coordination[D]. Shanghai: Tongji University, 2022.
- [8] 孙雅莲, 陈城. 上海地铁车站通行设施选择行为影响因素分析[J]. 科技资讯, 2018, 16(14): 49.  
SUN Yalian, CHEN Cheng. Analysis on influencing factors of traffic facilities selection behavior in Shanghai subway station[J]. Science & Technology Information, 2018, 16(14): 49.
- [9] 孟歌. 基于时态知识图谱的车站客流组织模型[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(9): 97.  
MENG Ge. Research on station passenger flow organization model based on temporal knowledge graph[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(9): 97.
- [10] 蒲一超. 基于 SORT 算法和光流模型的地铁车站客流运动轨迹识别方法研究[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(7): 7.  
PU Yichao. Detection method of metro station passenger flow movement trajectory based on SORT algorithm and optical flow model[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(7): 7.
- [11] 郑翔, 刘龙, 邹晓磊. 基于客流态势快速推演方法的城市轨道交通车站客流组织调整措施[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(11): 43.  
ZHENG Xiang, LIU Long, ZOU Xiaolei. Passenger flow organization adjustment in urban rail transit station based on rapid deduction for passenger flow situation[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(11): 43.
- [12] 吴俊演, 刘霞, 李雅卓. 基于深度学习的地铁车站站台层实时客流检测应用研究[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2023, 51(5): 67.  
WU Junyan, LIU Xia, LI Yazhuo. Application research on passenger flow real-time detection of subway station platform based on deep learning[J]. Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition), 2023, 51(5): 67.
- [13] 张延珍, 丁鸿飞, 张美娟, 等. 基于 Anylogic 地铁站客流组织优化分析[J]. 黑龙江科学, 2023, 14(18): 148.  
ZHANG Yanzhen, DING Hongfei, ZHANG Meijuan, et al. Optimization analysis of passenger flow organization based on anylogic subway station[J]. Heilongjiang Science, 2023, 14(18): 148.
- [14] 杨鑫宇, 陈队永. 基于 BOA-LSTM 模型的地铁站客流预测[J]. 山东交通学院学报, 2023, 31(4): 51.  
YANG Xinyu, CHEN Duiyong. Passenger flow prediction of subway stations based on BOA-LSTM model[J]. Journal of Shandong Jiaotong University, 2023, 31(4): 51.
- [15] 陈雷钰, 张汝华, 马明迪. 基于 AnyLogic 的轨道交通车站大客流瓶颈识别与疏散组织优化[J]. 上海大学学报(自然科学版), 2023, 29(4): 694.  
CHEN Leiyu, ZHANG Ruhua, MA Mingdi. Anylogic-based bottleneck identification and evacuation organization optimization of large passenger flow in rail transit stations[J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2023, 29(4): 694.
- [16] 杨静, 王月杏, 周浪雅, 等. 基于空间计量模型的城市土地利用对地铁客流影响研究[J]. 铁道运输与经济, 2023, 45(9): 81.  
YANG Jing, WANG Yuexing, ZHOU Langya, et al. Study on relationship between urban land use and subway passenger flow based on spatial econometric model[J]. Railway Transport and Economy, 2023, 45(9): 81.
- [17] 于洋, 常卉, 唐杰. 基于 Pathfinder 的分离岛车站平面布置客流适应性研究: 以西安地铁钟楼站为例[J]. 绿色建筑与智能建筑, 2023(8): 85.  
YU Yang, CHANG Hui, TANG Jie. Research on the adaptability of passenger flow in the plane layout of separation island stations based on pathfinder: taking Bell Tower Station of Xi'an Metro as an example[J]. Green Construction and Intelligent Building, 2023(8): 85.
- [18] 王九州, 李耿旭. 基于行人仿真技术的地铁车站疏散能力模拟测试方法分析[J]. 市政技术, 2023, 41(6): 107.  
WANG Jiuzhou, LI Gengxu. Simulation test method of subway station evacuation capacity by pedestrian simulation[J]. Journal of Municipal Technology, 2023, 41(6): 107.
- [19] 魏冉冉. 基于 ISFM-DQN 模型的地铁车站客流上下车走行行为机理研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.  
WEI Ranran. Study on the behavior mechanism of passenger getting on and off in subway station based on ISFM-DQN model[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.
- [20] 李爽. 基于排队模型的城市轨道交通车站走行设施的协调性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.  
LI Shuang. Research on coordination of running facilities in urban rail transit stations based on queuing model[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.
- [21] 陈志翔. 基于客流特征和迁移学习的城市轨道交通短时进出站客流预测[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.  
CHEN Zhixiang. Short-term passenger flow forecast of urban rail transit based on passenger flow characteristics and transfer

- learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.
- [22] 刘浩洋. 基于 Transformer 的地铁短时客流预测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2023.
- LIU Haoyang. Research on short-term passenger flow forecast of subway based on Transformer[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2023.
- [23] 芦永玖. 基于组合模型的城市轨道交通车站客流预测方法[D]. 南京: 南京理工大学, 2023.
- LU Yongjiu. Passenger flow prediction method of urban rail transit station based on combined model[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2023.
- [24] 孙孟毅, 万孟飞. 基于列车满载率控制的地铁线网大客流车站协同控制研究[J]. 工程建设与设计, 2023(2): 71.
- SUN Mengyi, WAN Mengfei. Research on station collaborative control of metro network large passenger flow based on train load factor [J]. Construction & Design for Engineering, 2023(2): 71.
- [25] 黎佳妮. 基于 Anylogic 的某地铁车站“T”型换乘客流组织方式研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2022.
- LI Jiani. Research on the organization mode of 'T' transfer passenger flow in a subway station based on Anylogic [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2022.
- [26] 张顺勇. 基于 Legion 的地铁车站客流疏运仿真研究[J]. 未来城市设计与运营, 2022(9): 54.
- ZHANG Shunrong. Simulation study on passenger flow distribution in subway station based on Legion[J]. Future City Studies, 2022(9): 54.
- [27] 彭凯贝, 白伟, 伍柳伊, 等. 基于改进 LSTM 模型的铁路客运站客流预测研究[J]. 铁道运输与经济, 2023, 45(4): 53.
- PENG Kaibei, BAI Wei, WU Liuyi, et al. Research on method for prediction of passenger flow of railway station based on improved LSTM model [J]. Railway Transport and Economy, 2023, 45(4): 53.
- [28] 蔡昌俊. 城市轨道交通进出站短时客流预测模型研究[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(9): 14.
- CAI Changjun. Study on urban rail transit entry and exit short-term passenger flow prediction model [J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(9): 14.
- [29] 史永飞. 多尺度时序特征融合的地铁短时客流预测方法[J]. 福建电脑, 2023, 39(3): 15.
- SHI Yongfei. Short-term metro passenger flows prediction with multi-scale temporal feature fusion [J]. Journal of Fujian Computer, 2023, 39(3): 15.
- [30] 顾吉鹏, 邵亮, 陆垂基, 等. 基于 LSTNet 模型的配电台区短期电力负荷预测研究[J]. 电气传动, 2023, 53(5): 63.
- GU Jipeng, SHAO Liang, LU Chuiji, et al. Research on short-term power load forecasting in distribution area based on LSTNet model[J]. Electric Drive, 2023, 53(5): 63.
- [31] 刘杰, 蒋树旗. 基于 LSTNet 网络的风电机组发电机主轴承温度预测研究[J]. 传感技术学报, 2022, 35(7): 945.
- LIU Jie, JIANG Shuqi. Temperature prediction of main bearing of wind turbine generator based on LSTNet[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022, 35(7): 945.
- [32] SUEBSOMBUT P, SEKHARI A, SUREEPHONG P, et al. Field data forecasting using LSTM and Bi-LSTM approaches [J]. Applied Sciences, 2021, 11(24): 11820.
- [33] 李争和. 基于深度学习的水文时间序列预测模型及可解释性量化分析研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
- LI Zhenghe. Study on hydrological time series prediction model and interpretable quantitative analysis based on deep learning [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
- 收稿日期:2024-09-18 修回日期:2024-11-07 出版日期:2025-07-10  
Received:2024-09-18 Revised:2024-11-07 Published:2025-07-10  
• 通信作者:许玲,正高级工程师,nb\_metro@163.com  
• ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

## (上接第 162 页)

- improved CRITIC method [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2022, 43(5): 512.
- [20] 陈春娇. 基于智慧地铁的车站客流压力分级管控策略[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(1): 52.
- CHEN Chunjiao. Research on station passenger flow pressure classification management and control strategy based on smart metro[J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(1): 52.
- 收稿日期:2023-07-04 修回日期:2025-01-15 出版日期:2025-07-10  
Received:2023-07-04 Revised:2025-01-15 Published:2025-07-10  
• 第一作者:施萍萍,硕士研究生,492014509@qq.com  
通信作者:胡华,教授,383755741@qq.com  
• ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license