

文章编号: 1009-6744(2020)05-0128-07

中图分类号: U231+.4

文献标志码: A

DOI:10.16097/j.cnki.1009-6744.2020.05.019

基于混合深度学习的地铁站进出客流量短时预测

赵建立^{1a}, 石敬诗^{1a}, 孙秋霞^{*1b}, 任玲², 刘彩红²
(1. 山东科技大学 a. 计算机科学与工程学院, b. 数学与系统科学学院, 山东 青岛 266590;
2. 青岛地铁集团有限公司, 山东 青岛 266000)

摘 要: 针对城市轨道交通多站点短时客流量预测问题, 本文提出一种将卷积神经网络(CNN)与残差网络(ResNet)相组合的预测模型(ResNet-CNN1D). 模型将原始客流量数据作为输入, 利用二维CNN与ResNet组成深层神经网络, 捕捉站点间的空间特征, 同时利用一维CNN捕捉客流量的时间依赖. 最后, 基于参数矩阵, 将时间和空间特征进行加权融合, 完成对目标时段中多个站点进出客流量的同时预测. 采集青岛市地铁3号线刷卡数据, 对模型进行验证. 结果表明, 相比现有传统的预测模型(ARIMA, SVR, LSTM, CLTFP, ConvLSTM), 本文ResNet-CNN1D模型具有更好的预测精度.
关键词: 城市交通; 短时客流量预测; 深度学习; 地铁刷卡数据; CNN; ResNet

Short-time Inflow and Outflow Prediction of Metro Stations Based on Hybrid Deep Learning

ZHAO Jian-li^{1a}, SHI Jing-shi^{1a}, SUN Qiu-xia^{1b}, REN Ling², LIU Cai-hong²
(1a. College of Computer Science and Engineering, 1b. College of Mathematics and Systems Science, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, Shandong, China; 2. Qingdao Metro Group Co., Ltd, Qingdao 266000, Shandong, China)

Abstract: This paper proposes a prediction model (ResNet-CNN1D) combining convolutional neural network (CNN) and residual network (ResNet) for multi-station short-term passenger volume prediction of urban rail transit. The original passenger volume data is used as input of the model. The deep network composed of two-dimensional CNN and ResNet is used to mine the spatial features between the stations. The one-dimensional CNN is used to mine the temporal features of the passenger flow. Based on the parametric matrix, the temporal and spatial features are weighted to obtain the multi-station inflow and outflow during the research period. The model is verified by the card-swiping data of the Qingdao No.3 metro line. Compared with existing traditional prediction models (ARIMA, SVR, LSTM, CLTFP, ConvLSTM), the proposed ResNet-CNN1D model in this paper has the best prediction accuracy.
Keywords: urban traffic; short-time passenger volume prediction; deep learning; metro card-swiping data; CNN; ResNet

0 引 言

随着数字城市的飞速发展, 以及IC卡的大量普及, 公共出行的数据挖掘与预测成为新的研究热点. 本文分析地铁站的历史刷卡数据, 对多站点

的进出客流量进行短时预测. 不仅可以帮助出行者合理地选择出行路线, 规避交通拥堵; 也可帮助地铁运营部门提前安排车次调度, 部署站点安保措施, 具有重要的研究价值.

轨道交通流量预测模型主要分为3类.第1类是基于时间序列的统计模型,白丽^[1]利用ARIMA模型分析地铁站每日客流量的历史数据,实现常态的日客流量预测,但其局限于单变量预测与时间分析,没有考虑空间因素.第2类是基于非参数的预测模型,郇宁等^[2]基于改进的K最近邻算法,实现轨道交通中进站客流的短时预测;Tang等^[3]构建时空长短期记忆(ST-LSTM)网络,用于多个站点的出站客流量预测.这两类模型都实现了多站点的同步预测,但没能实现进出客流量的同步预测.

第3类是基于多特征提取的混合模型.Ma等^[4]将地铁客流数据先转换为客流图像与时间序列,再运用卷积神经网络(CNN)和双向LSTM分别提取空间与时间特征;该方法需要对研究区域进行网格划分,大量无用网格会增加计算负担.Liu等^[5]利用LSTM挖掘时间特征,基于嵌入层与全连接层融合空间特征、外部环境及地铁运营等多源信息.Zhang等^[6]结合残差网络、图卷积网络和LSTM构建客流量预测模型,并融合了天气与空气状况.多源信息的加入可提升预测精度,但多源信息的收集与处理难度大,使模型过于复杂.

综上,本文构建一个新的适用于轨道交通的客流量预测模型.该模型简洁、易操作,聚焦于客流量的时空特征挖掘.将每个时间段进出站的客流量数据用特定的张量格式表示,利用卷积神经网络与残差网络分别建模,挖掘时间与空间特征.最后通过加权融合的方式,得到目标时间段中多站点进出客流量的预测结果.

1 问题描述

地铁站的短时客流量预测是一个典型的时空序列预测问题,即利用已有的 r 个历史观测值 $\{X_n | n = t-1, \dots, t-r+1, t-r\}$,预测下一个时间步的客流量 X_t ,其中, n 表示时间步编号. $X_t = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_i(t), \dots, S_m(t)] \in \mathbb{R}^{2 \times m}$ 表示第 t 个时间步 m 个站点的客流量观测值,其中,2为进站与出站两种客流, m 为站点的总数量, $S_i(t)$ 为第 t 个时间步站点 $i(1 \leq i \leq m)$ 的观测值,即

$$S_i(t) = \begin{bmatrix} S_i^{\text{in}}(t) \\ S_i^{\text{out}}(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $S_i^{\text{in}}(t)$, $S_i^{\text{out}}(t)$ 分别为第 t 个时间步站点 i 的进站、出站客流量观测值.

如图1所示,输入模型的观测张量可以表示为 $X \in \mathbb{R}^{r \times 2 \times m}$,图中, S_i 表示第 i 个站点的客流量观测值.

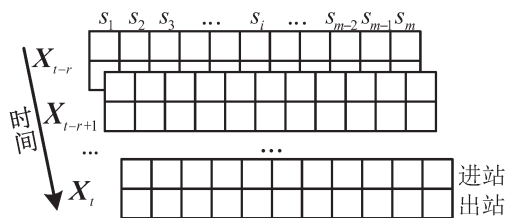


图1 地铁站的进出客流量

Fig. 1 Subway station passenger inflow and outflow

2 构建模型

地铁作为通勤人员的重要交通工具,其客流量波动具有一定的时间与空间特征.对于单个地铁站,主要考虑时间特征的挖掘,例如工作日,地铁客流会出现早晚高峰,车站的人流量相对较大;对于多站点客流量预测,除时间特征外还需考虑空间特征的影响,例如某一站点的进站客流突然增加,会影响其他站点的出站客流量.为充分挖掘这些时空特征,本文构建混合深度学习模型.首先,将二维卷积神经网络(Two Dimensional Convolutional Neural Network, CNN2D)与残差网络(Residual Network, ResNet)组成深层网络挖掘空间特征,利用一维卷积神经网络(One Dimensional Convolutional Neural Network, CNN1D)挖掘时间特征;然后,基于参数矩阵融合方式,将时空特征加权融合为 X_{fusion} ;最后,通过激活函数得到最终预测值 \hat{X}_t .模型简称为ResNet-CNN1D模型,结构如图2所示.

2.1 空间特征建模

挖掘空间特征的模型是由二维卷积层(CNN2D,简称CNN)和残差网络(ResNet)组成的深层网络.将客流量的观测张量 $X \in \mathbb{R}^{r \times 2 \times m}$ 输入第一个二维卷积层,连续堆叠 L 个残差单元,再加入一个二维卷积层,其中,二维卷积结构如图3所示.

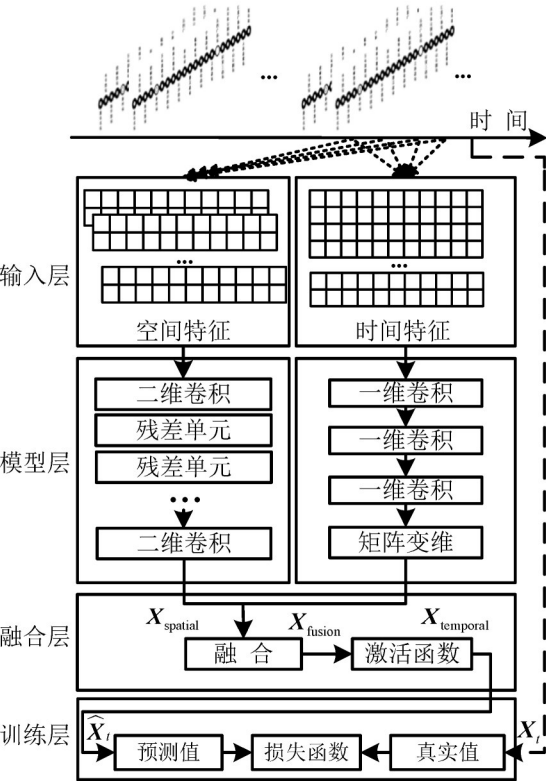


图2 ResNet-CNN1D模型

Fig. 2 ResNet-CNN1D model

图3中,卷积核大小为 3×3 ,单个卷积层只能考虑局部空间的依赖性,适当增加网络深度可以相应增加最后卷积层的感知野,扩大空间依赖范围^[7].地铁站的空间关系中,并不局限于邻近站点,以青岛市地铁3号线刷卡数据为例,统计1周内乘客出行的OD(Origin-Destination)信息,如图4所示.可知,乘客地铁出行的OD站点间隔为6站的最多,休息日与工作日的短距离出行(1站以内)分别占总出行量的6.2%和5.3%.因此,有必要设计一个多层卷积网络,捕捉间隔遥远站点间的空间依赖关系.青岛市地铁3号线的站点数量为22个,若要挖掘所有站点之间的依赖关系,至少需要10个连续的卷积层堆叠.

网络深度对模型的空间特征挖掘有很大帮助,但深度过度增加,模型精度会停滞甚至下降.针对这种“退化”现象,He等^[8]提出使用残差网络帮助模型训练.图5是ResNet-CNN1D模型中构建的残差单元,其公式为

$$X^{(l+1)}=X^{(l)}+f\left(X^{(l)};\theta^{(l)}\right),l=1,\cdots,L$$

(2)

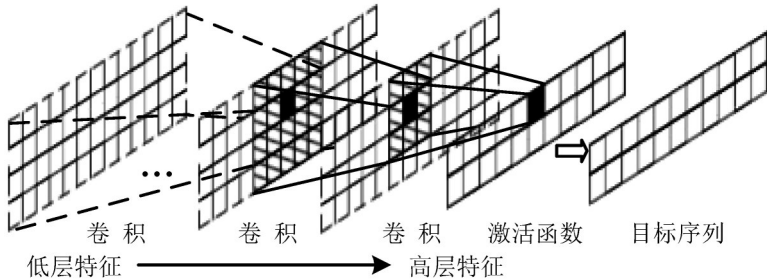


图3 二维卷积

Fig. 3 Two-dimensional convolution

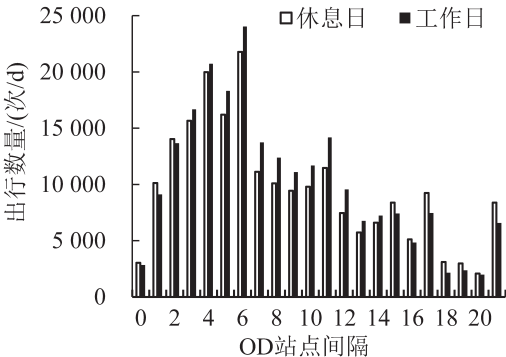


图4 OD距离统计

Fig. 4 OD distance statistics

$$f\left(X^{(l)};\theta^{(l)}\right)=X^{(l+1)}-X^{(l)}$$

(3)

式中: $X^{(l+1)}$ 为残差单元的潜在映射; $X^{(l)}$ 为残差单

元的输入; $f(\cdot)$ 为残差函数,即神经网络中实际训练的映射,本文利用2个激活层(ReLU)和2个二维卷积层构建残差函数; $\theta^{(l)}$ 为在第 l 层中所有的可学习参数.ResNet-CNN1D模型中 $L=4$,这样就构建成10个卷积层堆叠的深层残差网络,用于捕捉站点间的空间特征 X_{spatial} .

2.2 时间特征建模

利用一维卷积网络(CNN1D)捕捉客流量的时间特征.CNN1D使卷积核在时间轴上执行特征检测,对每个输入序列执行相同的输入变换,故在时间轴上某个位置学到的特征稍后可以在其他位置被识别.相比于广泛应用的循环神经网络(RNN),

CNN1D不仅可以更好地并行训练,减少模型训练时间;还不受先前时间步的数据限制,可以更好地捕获数据的急剧变化^[9],比如早晚高峰期间客流量的剧烈波动.

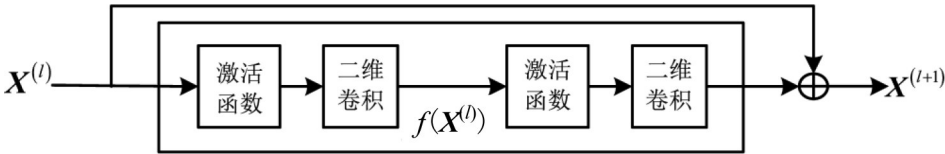


图5 残差单元

Fig. 5 Residual unit

图6为CNN1D结构示意图,先将输入序列重塑为 $X \in \mathbb{R}^{(r \times 2) \times m}$, 其中, r 为输入序列的时间步数量, $r \times 2$ 为输入序列的长度. 卷积核 $u \in \mathbb{R}^{k \times m}$, k 为卷积核的长度. 序列 X 与卷积核 u 进行卷积,可以生成一个特征映射 $E \in \mathbb{R}^{(r \times 2 - k + 1) \times 1}$, 即

$$E = g(X * u + b) \tag{4}$$

式中: $*$ 表示卷积; b 为偏置项; $g(\cdot)$ 为激活函数.

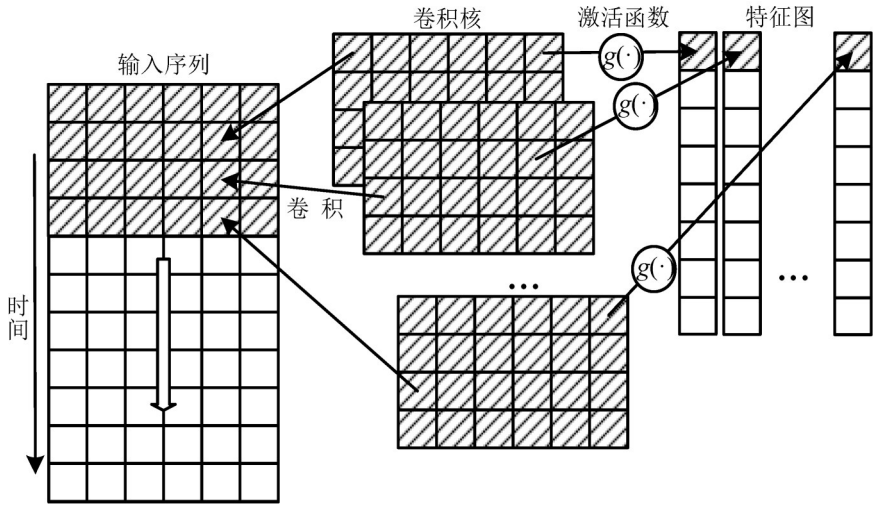


图6 CNN1D结构示意图

Fig. 6 Schematic diagram of CNN1D structure

利用维度相同的 n 个卷积核,生成 n 个特征映射,重新排列组成序列 X 的特征图 $V \in \mathbb{R}^{(r \times 2 - k + 1) \times n}$, 即

$$V = [E_1; E_2; \cdots; E_n] \tag{5}$$

式中:“;”为列向量的连接; E_n 为由第 n 个卷积核生成的特征映射.

ResNet-CNN1D模型采用3个一维卷积层堆叠的形式,用于扩大输出特征图 V 的感知野.最后采用Flatten层与全连接层组合的方式,将特征图 V 重新塑造成 $2 \times m$ 维的时间特征矩阵 X_{temporal} .

2.3 特征融合

ResNet-CNN1D模型采用参数矩阵融合方法,将空间特征 X_{spatial} 与时间特征 X_{temporal} 进行加权融合,公式为

$$\hat{X}_t = g(W_{\text{spatial}} \times X_{\text{spatial}} + W_{\text{temporal}} \times X_{\text{temporal}}) \tag{6}$$

式中: \times 为Hadamard乘积; \hat{X}_t 为目标时间 t 的预测值; W_{spatial} , W_{temporal} 为可学习的参数矩阵,分别调整融合结果受空间特征与时间特征的影响程度;融合结果通过激活函数 $g(\cdot)$ 得到最终预测值.

3 模型估计及实证分析

3.1 数据集划分与评估标准

数据来源2017年8月1日~10月31日青岛市地铁3号线进出站刷卡数据.青州市区当时只有这一条地铁线路,不存在地铁换乘因素.3号线从青岛站到青岛北站,一共22个站点;首、末班车时间分别为06:00和23:15,以15 min等间隔划分,92 d里共划出6 348个时间步.将前89 d作为训练集,

后3 d作为测试集。

为判断模型预测效果,选用平均绝对误差(MAE,单位:人次),均方根误差(RMSE,单位:人次)量化分析,误差计算公式为

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |Y_j^{\text{observed}} - Y_j^{\text{predicted}}|$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (Y_j^{\text{observed}} - Y_j^{\text{predicted}})^2} \quad (7)$$

式中: Y_j^{observed} , $Y_j^{\text{predicted}}$ 分别为第 j 个测试样本的客流量真实值、预测值; N 为测试样本的总数量。

为验证模型有效性,选取5个经典模型(ARIMA, SVR, LSTM, CLTFP^[10], ConvLSTM)与ResNet-CNN1D做性能分析。

3.2 模型参数设置

ResNet-CNN1D模型中,观测时间步长 $r=5$, MAE, RMSprop 分别为损失函数、优化器,学习率为0.000 5。激活函数 $g(\cdot)$ 为 ReLu,数据在0~1间标准化。二维卷积层的卷积核大小为 3×3 ,一维卷积层的卷积核长度为5,残差单元数量 $L=4$ 。为保证时间序列的连续性,不使用池化层;为保留边缘信息,采用 padding。使用 Python 语言在 Keras 和 TensorFlow 框架下构建模型,训练过程中使用 GPU 加速。

对比模型中,所有参数设置都采用调优和对

比统一的原则。ARIMA模型的参数 $p, d, q \in [0, 1, 0] \sim [7, 1, 5]$, 并利用网格搜索的方式寻找最优参数。SVR内核为径向基函数,参数 $C, \xi, \gamma \in [1, 0.05, 0.05] \sim [100, 0.25, 0.25]$, 同样基于网格搜索确定最优参数。LSTM的输出维度为44, ConvLSTM的卷积核大小为 3×3 。其余模型均基于ResNet-CNN1D模型中部分组件,参数设置与ResNet-CNN1D模型保持一致。

3.3 预测精度分析

(1) 模型的变体比较。

对ResNet-CNN1D模型各组件进行拆分实验,结果如表1所示。CNN1D与ResNet分别作为挖掘时间与空间特征的组件,由于只能学习到单一的特征信息,预测效果不佳;CNN2D(2)-CNN1D与CNN2D(10)-CNN1D的区别在于二维卷积层的数量不同,10层的效果优于2层,即深层卷积网络能更好地捕捉站点间的空间特征,有利于提升预测精度;CNN2D(10)-CNN1D与ResNet-CNN1D相比,前者没有采用残差网络的结构,实验证明残差结构的加入,有利于模型优化与精度提升。总之,ResNet-CNN1D不仅能融合时空特征信息,深层网络与残差结构的加入,使模型更充分地捕捉间隔遥远站点间的相关性。

表1 模型组件实验结果

Table 1 Experimental results of model components

模 型	模型构建	进站客流/人次		出站客流/人次		总客流/人次	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
CNN1D	3层CNN1D	16.157	27.237	15.340	25.550	23.518	37.742
ResNet	ResNet	15.794	27.025	15.181	25.651	23.270	38.040
CNN2D(2)-CNN1D	2层CNN2D+3层CNN1D	16.366	28.390	16.202	28.464	24.409	40.448
CNN2D(10)-CNN1D	10层CNN2D+3层CNN1D	15.809	26.797	14.087	23.708	22.300	36.154
ResNet-CNN1D	ResNet+3层CNN1D	15.109	25.718	13.723	23.689	21.428	34.797

(2) 交通流中经典预测模型比较。

与经典模型对比结果如表2所示,可以发现:

① 本文ResNet-CNN1D模型在进站、出站和总客流量的预测中,均保持最佳预测精度。

② ARIMA适用于单变量且平稳的时间序列,故只提取20 d的适用性数据,共计1 380个时间步,作为模型的初始训练集,以实时更新训练集的方式预测下一时间步,因此,每个站点在预测下一个时间步时,都需要训练一个独立模型;SVR的

输入是所有站点前5个时间步的观测数据,输出是单一站点进站或出站的预测结果,故每个站点的进站或出站预测,均需要一个独立模型。与神经网络训练单一模型便可同时预测所有站点的进出客流量相比,ARIMA和SVR构建模型较多,调参过程更加复杂。此外,ARIMA因无法捕捉客流的非线性特征,预测效果较差;SVR虽然解决了非线性问题,但不适用于多变量同步预测的回归问题。

③ LSTM和CLTFP都是基于序列形式的客

流量预测,进站和出站数据需通过拼接方式用一维向量表示,模型不能很好地捕捉进站与出站之间的相关性.ConvLSTM是一种可以挖掘时空特征的LSTM模型,但随网络深度的增加,模型的训练过程变得十分困难,而浅层的网络结构又无法充分捕捉空间特征.

表 2 经典模型对比
Table 2 Comparison of classic models

模 型	模型构建	进站客流/人次		出站客流/人次		总客流/人次	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ARIMA	—	26.306	43.314	28.730	53.606	43.271	71.655
SVR	—	18.024	27.689	16.299	24.972	25.248	37.102
LSTM	2层LSTM	16.429	28.804	16.401	27.782	24.939	41.142
CLTFP	3层CNN1D与2层LSTM	15.140	26.527	14.480	24.546	22.063	36.037
ConvLSTM	3层ConvLSTM	17.158	30.105	16.190	28.284	25.358	42.238
ResNet-CNN1D	ResNet+3层CNN1D	15.109	25.718	13.723	23.689	21.428	34.797

注:—表示非神经网络模型,其模型构建不做介绍.

(3) 预测结果的可视分析.

为更好展示 ResNet-CNN1D 模型的预测效果,将 10 月 29 日(休息日)和 30 日(工作日)李村站客流量的真实值与预测值可视化,如图 7 所示.可知:李村站周日的客流量相对平缓,没有突然的客流高峰期;工作日存在明显的早晚高峰期,早晨是进站高峰,晚上是出站高峰.ResNet-CNN1D 模型可以精准地预测到工作日早晚高峰的客流值,以及周末的多个局部客流峰值.

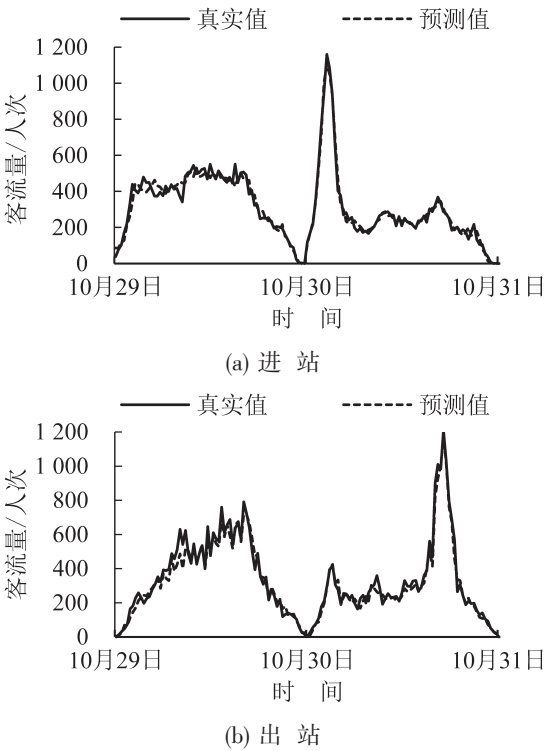


图 7 李村站客流量真实值与预测值对比图

Fig. 7 Actual and predicted passenger flow of Licun station

3.4 时间分析

将时间特征组件替换成 LSTM 网络,构成 ResNet-LSTM 模型. LSTM 已经在 ST-LSTM^[3]与 CLTFP^[10]模型中被证实具有很好的时间特征的学习能力.如图 8 所示,随着残差单元数量变化,ResNet-LSTM 与 ResNet-CNN1D 在总客流量预测中,表现出相似的变化趋势.另外,当空间特征组件的深度过浅或过深时,ResNet-CNN1D 模型表现出更佳的预测效果.

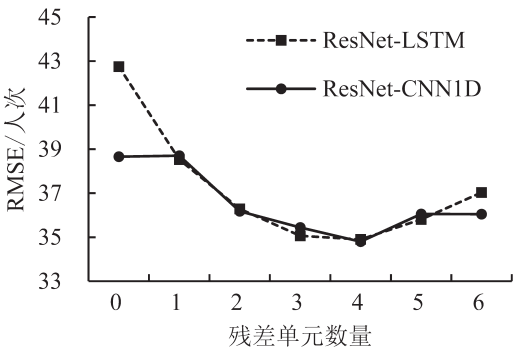


图 8 ResNet-LSTM 与 ResNet-CNN1D 模型对比

Fig. 8 Comparison of ResNet-LSTM and ResNet-CNN1D model

如表 3 所示,残差单元数量确定为 4 后,对比 ResNet-LSTM 与 ResNet-CNN1D 模型的预测误差可以发现,两模型的预测精度不相上下;但时间消耗方面,ResNet-CNN1D 的训练时间减少了 35%.所以,相比于 LSTM,CNN1D 更适合挖掘地铁客流量的时间特征.

表3 模型对比结果
Table 3 Model comparison results

模 型	进站客流/人次		出站客流/人次		总客流/人次		时间/s
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	
ResNet-LSTM	14.844	25.679	14.112	23.991	21.406	34.898	873.313
ResNet-CNN1D	15.109	25.718	13.723	23.689	21.428	34.797	565.719

4 结 论

针对多地铁站的短时客流量预测问题,本文提出一个新的端到端混合网络模型,将基于二维卷积的残差网络与一维卷积网络进行结合.二维卷积的特征检测是在站点维度上进行,结合深层残差结构,充分捕捉站点间的空间特征.一维卷积层的特征检测是在时间轴上移动,充分挖掘客流量的时间特征.最后通过加权融合,得到目标时段客流量的预测结果.本文采用青岛市地铁3号线的刷卡数据对模型进行验证,预测结果明显优于常用5种模型.下一步研究将重点考虑多线路地铁客流量的预测问题,进一步挖掘更复杂交通网络中站点间的时空相关性.

参考文献:

[1] 白丽.城市轨道交通常态与非常态短期客流预测方法研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(1): 127-135. [BAI L. Urban rail transit normal and abnormal short-term passenger flow forecasting method[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17(1): 127-135.]

[2] 郇宁, 谢俏, 叶红霞, 等. 基于改进KNN算法的城轨进站客流实时预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(5): 121-128. [HUAN N, XIE Q, YE H X, et al. Real-time forecasting of urban rail transit ridership at the station level based on improved KNN algorithm[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(5): 121-128.]

[3] TANG Q C, YANG M N, YANG Y. ST-LSTM: A deep

learning approach combined spatio-temporal features for short-term forecast in rail transit[J]. Journal of Advanced Transportation, 2019, 2019(6): 1-8.

[4] MA X L, ZHANG J Y, DU B W, et al. Parallel architecture of convolutional bi-directional LSTM neural networks for network-wide metro ridership prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(6): 2278-2288.

[5] LIU Y, LIU Z Y, JIA R. DeepPF: A deep learning based architecture for metro passenger flow prediction[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 101: 18-34.

[6] ZHANG J L, CHEN F, CUI Z Y, et al. Deep learning architecture for short-term passenger flow forecasting in urban rail transit[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, DOI: 10.1109/TITS.2020.3000761.

[7] ZHANG J B, ZHENG Y, QI D K. Deep spatio-temporal residual networks for citywide crowd flows prediction [C]. Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, 2017: 1655-1661.

[8] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, 2016: 770-778.

[9] YU B, YIN H T, ZHU Z X. Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting[C]. Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, 2018: 3634-3640.

[10] WU Y K, TAN H C. Short-term traffic flow forecasting with spatial-temporal correlation in a hybrid deep learning framework[J/OL]. (2016-12-3) [2020-4-8]. <https://arxiv.org/abs/1612.01022>.