

基于新基建的车站客流安全状态预测技术研究

王晓宇 张雅琪

中交路桥建设有限公司工程设计分公司 北京 100020

摘要: 本文基于新基建发展趋势对城市轨道交通的客流安全状况进行了需求分析, 选取国内某地铁站各处客流数据作为样本, 选取了ARIMA预测模型、RBF预测模型、XGBoost预测模型三种客流预测模型及其组合模型, 采用多种赋权方式, 通过选取测试指标数据对比, 得出基于最小误差平方和的赋权方式将RBF预测模型和XGBoost预测模型组合构成的预测模型, 最适合于城市轨道交通车站场景的客流预测。

关键词: 新基建; 客流安全状态; 客流预测

1 引言

随着“新基建”及“碳达峰 碳中和”发展思路的提出, 对公共交通的便捷性及安全性等各方面有更高期待, 融合数字技术加快城市基础设施的建设日益受到重视和应用。拥堵事件作为阻碍城市建设和发展的主要原因之一, 在交通需求逐步增长的情况下, 亦是居民出行方式选择的重要考虑因素之一。

轨道交通车站多数建造于地下, 乘客可视范围下狭窄, 且具有密闭性高的特征, 如站内运维不到位出现突发事件^[1], 乘客疏散不及时, 带来旅客伤亡等经济损失和社会不良影响, 更容易引发大客流事故, 从而引发踩踏、拥挤事故。因此, 轨道交通运营安全系统如何准确提前感知大客流同样至关重要。

2 城市轨道交通车站客流预测方法

客流的精准预测是车站客流安全状态分析中的关键环节^[1], 通过分析历史客流数据, 选取科学合理的客流预测模型, 做出未来车站客流安全状态走向的最佳判断。目前, 各个单项预测模型都有优劣^[6], 面对不同的预测场景, 需要根据其各自预测结果的精确度和准确度去选择。本文选择时间序列模型的典型模型之一ARIMA预测模型, 神经网络预测模型中的RBF预测模型和boosting算法中的XGBoost算法, 根据在城市轨道交通客流场景下的模型表现, 进行的对比研究。

ARIMA预测模型在短期客流预测方面可以发挥其优势, 具有更好的模型表现, 在长期客流预测的场景中难以凸显。客流变化极易受到气候、突发事件等各方面因素影响^[7], 且影响因素不具备客观规律, 有较强随机性。但该模型主要客流随时间这一因素的变化规律, 其他因素如对客流造成较大波动, 极易导致预测结果出现较大误差。

RBF神经网络模型预测结果的精准程度与历史数据的多少息息相关, 拥有充足的历史数据才能体现出该模型

的优越性。该模型训练速度较快, 且可以逼近任意非线性数据。如拥有的客流历史数据不够充足有效, 就无法发挥该模型的最佳性能, 进而影响预测结果。

XGBOOST模型作为GBDT算法的改进算法, 对于平滑时间序列的数据的预测方面表现出较好性能。该模型面对非平滑时间序列, 对于训练数据中出现的情况可进行较好预测, 但模型推断能力不足, 历史训练数据未出现情况的趋势预测性能表现不佳。

本文将国内某地铁站某通道处的客流量作为数据样本, 选取2022年的20个工作日, 共5760组数据, 计算上述三个模型的均方根误差、平均绝对误差、R平方和平均相对误差四个指标值^[2], 进行预测性能进行直管全面的比较分析。

表1 通道三个预测模型的评价指标值

| 指标 | ARIMA | XGBoost | RBF |
|--------|--------|---------|-------|
| 均方根误差 | 46.07 | 36.75 | 25.18 |
| 平均绝对误差 | 30.65 | 19.32 | 14.89 |
| R平方 | 0.91 | 0.93 | 0.98 |
| 平均相对误差 | 15.47% | 11.74% | 8.98% |

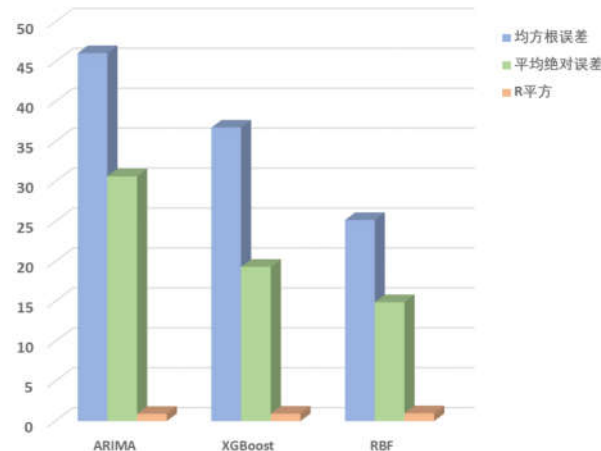


图1 通道三个预测模型的均方根误差、平均绝对误差和R平方值

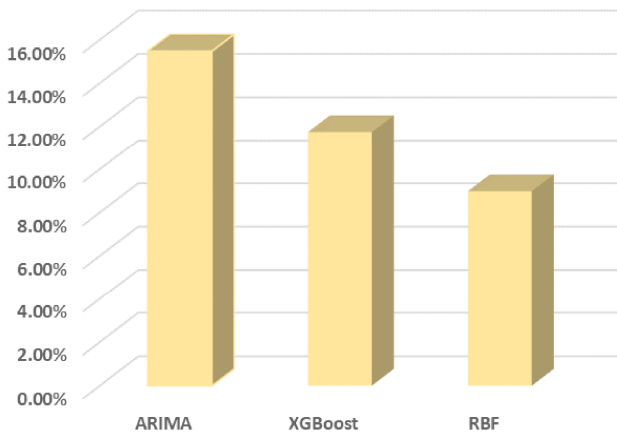


图2 通道三个预测模型的平均相对误差值

基于均方根误差、平均绝对误差和平均相对误差的取值愈小，R平方的取值越大，预测精度越高的理论基础，结合以上图表可知，在该车站通道处ARIMA预测模型的预测精度较低，RBF预测模型和XGBoost的预测精度相对更精确。

3 组合预测模型及实例分析

单一客流预测模型都有局限性，为提高预测模型性能，充分发挥各预测模型的优势，选取恰当的赋权方式，将预测性能较差的模型进行组合集成，有效提取样本数据信息，从而构建优于各单项预测模型的组合预测模型^[3]。本节将结合上文实验结论和单一模型优势，构建更为科学精准的客流组合预测模型。

组合预测模型的首要问题是计算组合中单一预测模型的权重，本文将比较熵权法、方差倒数法、最小误差平方和三种赋权方法构建的组合预测模型的预测精确度，从而选取恰当的赋权方法，为下一步构建组合预测模型做铺垫。

实验分别以上述三种赋权方法计算三种单一预测模型的四种组合方式的均方根误差、平均绝对误差和R平方值（模型 I 是ARIMA预测模型和RBF预测模型组合；模型 II 是ARIMA预测模型和XGBoost预测模型组合；模型 III 是RBF预测模型和XGBoost预测模型组合；模型 IV 是ARIMA预测模型、RBF预测模型和XGBoost预测模型三种预测模型组合），得到表2。

表2 三种赋权法的组合模型评价指标值

| | | 均方根误差 | 平均绝对误差 | R平方 |
|---------|---------|-------|--------|------|
| 模型 I | 方差倒数 | 7.98 | 4.37 | 0.97 |
| | 熵权 | 8.45 | 5.98 | 0.96 |
| | 最小误差平方和 | \ | \ | \ |
| 模型 II | 方差倒数 | 8.14 | 4.96 | 0.95 |
| | 熵权 | 7.53 | 3.86 | 0.96 |
| | 最小误差平方和 | \ | \ | \ |
| 模型 III | 方差倒数 | 7.36 | 4.12 | 0.96 |
| | 熵权 | 7.27 | 3.37 | 0.97 |
| | 最小误差平方和 | 6.83 | 3.05 | 0.99 |
| 模型 IV | 方差倒数 | 7.42 | 4.29 | 0.95 |
| | 熵权 | 7.39 | 3.64 | 0.96 |
| | 最小误差平方和 | 7.03 | 3.15 | 0.98 |
| ARIMA | | 10.57 | 8.96 | 0.85 |
| RBF | | 8.06 | 4.13 | 0.96 |
| XGBoost | | 8.64 | 4.56 | 0.96 |

根据表2可知，最小误差平方和赋权法的组合预测模型 III 的数值表现更好，预测结果更为精准。所以，选择最小误差平方和赋权法，将RBF预测模型和XGBoost预测模型进行组合，构建组合预测模型，用此方法赋权构建的组合预测模型更为适合轨道交通车站客流预测的场景。

4 结束语

身处新基建快速发展的时代，如何合理运用科技手段提升现有基建水平，是值得探究的重要命题^[8]。基于对

国内外轨道交通发展状况及客流预测模型的研究情况分析后，本文根据真实客流数据，通过评价指标值的直观表现形式，比对三个单一客流预测模型，选取在轨道交通车站这一场景预测精准程度较高的预测模型，并通过科学实验选取恰当的赋权法构建组合预测模型，得到更加科学合理的客流预测模型。

在补足单一预测模型缺陷的同时，将各模型优势之处进行集合，从多种模型组合方式中选取RBF预测模型和

XGBOOST预测模型进行组合,同时采用最小误差平方和赋权法对各单一模型进行有效赋权,从而构建出最终的组合预测模型。

相比真实客流的变化规律,预测模型的精确度仍不理想,在多种复杂影响因素变化中,客流波动情况也随之复杂多变,对客流安全状态的精准刻画工作仍需研究探讨,目前阶段的预测工作仍有较多瑕疵。

一、本文选取的ARIMA预测模型、RBF预测模型和XGBoost预测模型并未涵盖多种精确的预测模型,由于研究时间有限且历史实验样本收集也有一定难度,还未将更多预测模型的预测结果精确度进行实验比对。未来将挖掘更多更优的预测模型,适用于轨道交通车站场景,以及新基建各领域各场景的预测工作。

二、实验数据的选择不够全面,休息日、节假日、极端天气等影响因素的历史客流数据未能成功采集,不同地点、不同场景的数据样本仍不够充足。之后,将继续收集更多影响因素和更多场景下的客流,研究其变化规律,找寻更精确的客流预测模型^[4],使其精确刻画未来客流变化趋势。

参考文献

[1]郑雪梅.城市轨道交通路网客流系统动力学建模与拥堵传播控制研究[D].北京交通大学,2017.

[2]杨立.基于Hadoop的新型公交支付系统的客流量预测研究[D].哈尔滨工程大学,2018.

[3]吴杰伟,张云天,姚汝佳.新基建赋能体育产业应用场景研究[C]//第十二届全国体育科学大会论文摘要汇编——墙报交流(体育产业分会).,2022:357-359. DOI:10.26914/c.cnkihy.2022.007613.

[4]吉万鹏.云数据中心能耗特征提取和可解释性能耗预测方法研究[D].南京邮电大学,2021.DOI:10.27251/d.cnki.gnjdc.2021.000982.

[5]彭宪辉.基于BP神经网络的城际铁路地下站空间绩效优化方法研究[D].西南交通大学,2021.DOI:10.27414/d.cnki.gxnju.2021.001660.

[6]李嘉雯.数据驱动的城市轨道交通新线接入客流预测研究[D].东南大学,2021.DOI:10.27014/d.cnki.gdnau.2021.000697.

[7]余丽洁.城市轨道交通车站高峰客流偏移下的客流预测理论与方法研究[D].长安大学,2020.DOI:10.26976/d.cnki.gchau.2020.000005.

[8]薛秋驰.基于深度学习的城市轨道交通客流预测研究[D].北京交通大学,2020.DOI:10.26944/d.cnki.gbfnu.2020.003707.