doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2025.06.005

行车延误下线网短时客流类比推测方法及应用

张月坤[1]，刘　军[1]，王月玥[2]，叶明玉[3]
（1. 北京交通大学交通运输学院，北京 100044；2. 北京轨道交通路网管理有限公司，北京 100101；
3. 北京京投卓越科技发展有限公司，北京 100029）

摘　要：针对超大城轨交通网络中列车延误对动态客流影响的问题，以常态下客流状况为基础，结合数据驱动和模型驱动方法的优势，提出一种城轨行车延误下受影响乘客范围和数量的短时推测方法。首先，基于常态下乘客出行链 OD 路径明细数据，通过分析延误区段乘客流向，界定受影响乘客范围并构建客流数量推测模型。其次，针对受影响乘客群体，依据延误情况下的乘客出行选择行为，标定乘客阻抗敏感度系数，预测乘客组分(等待、绕行、损失)的结构变化。最后，选取北京城轨线网多个实际行车延误场景进行验证。结果表明：该方法适用于北京城轨线网多个场景，在工作日早高峰时段推测的平均相对误差为 4.8%，以 5 min 颗粒度预测未来 30 min 内客流各项指标的耗时不超过 140 s，具有良好的普适性、精准性和时效性。目前，该方案已在北京市轨道交通指挥中心成功应用，为线网调度员提供客流风险预警、乘客诱导和应急协调支持。

关键词：城市轨道交通；客流预测；行车延误；客流组分；应急处置
中图分类号：U231　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-6073(2025)06-0033-07

An Analogy-based Deducing Method of Short-Term Passenger Flow in Urban Rail Transit Delays

ZHANG Yuekun[1], LIU Jun[1], WANG Yueyue[2], YE Mingyu[3]
(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044; 2. Beijing Metro Network Administration Co., Ltd., Beijing 100101; 3. Beijing BII Technology Development Co., Ltd., Beijing 100029)

Abstract: In the operation of ultra-large-scale urban rail transit networks, train operation delays occur frequently. Accurately and efficiently predicting the number and scope of affected passengers is crucial for network command and dispatch. Based on the normal passenger flow situation, this paper combines the advantages of data-driven and model-driven methods and proposes a short-term prediction method for the scope and number of affected passengers under urban rail train delays. First, based on the detailed OD path data of passenger travel chains under normal conditions, by analyzing the passenger flow direction in the delayed section, the scope of affected passengers is defined and a passenger flow quantity prediction model is constructed. Second, for the affected passenger group, according to the travel choice behavior of passengers under delay conditions, the passenger impedance sensitivity coefficient is calibrated to predict the structural changes of passenger components (waiting, detouring, and loss). Finally, multiple actual train delay scenarios in the Beijing urban rail network are selected for verification. The

收稿日期：2025-03-26　修回日期：2025-06-08
第一作者：张月坤，男，博士研究生，高级工程师，从事轨道交通路网辅助决策系统理论与方法研究，yuekun_zhang@126.com
通信作者：刘军，男，博士，教授，主要从事轨道交通运输理论与方法研究，jliu@bjtu.edu.cn
基金项目：北京市发展和改革委员会建设项目(京发改审 2017134)
引用格式：张月坤，刘军，王月玥，等. 行车延误下线网短时客流类比推测方法及应用[J]. 都市快轨交通，2025，38(6)：33-39.
ZHANG Yuekun, LIU Jun, WANG Yueyue, et al. An analogy-based deducing method of short-term passenger flow in urban rail transit delays[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(6): 33-39.

results show that this method can be effectively applied to multiple scenarios in the Beijing urban rail network. The average relative error of the prediction during the morning peak on weekdays is 4.8%. The time-consuming for predicting various passenger flow indicators within the next 30 minutes with a 5 minute granularity does not exceed 140 seconds, which shows good universality, accuracy, and timeliness. Currently, this solution has been successfully applied in the Beijing Rail Transit Command Center, providing passenger flow risk warnings, passenger guidance, and emergency coordination support for network dispatchers.

Keywords: urban rail transit; passenger flow prediction; urban rail transit delays; passenger components; emergency response

随着城市轨道交通的快速发展，线网规模不断扩大，运营管理的复杂性日益凸显。2020 年 3 月，中国城市轨道交通协会印发的《中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要》明确指出，智能运输组织应达成客流分布的实时预测、运力与客流的精准匹配，并实现智能调度与应急指挥中心的深度融合，构建智能化线网指挥调度辅助决策系统。城市轨道交通线网级指挥中心作为网络化运营管理的核心机构，承担着线网运营协调、客流监测预警、突发事件处置等重要职能[1]。线网调度员通过实时监测线网客流的异常变化，及时开展客流拥挤风险预警，并提出相应的协调处置建议。因此，构建精确性高、适用性强且普适性佳的客流预测方法，以及准确推测行车延误下受影响客流的范围与数量，成为智慧城轨运营与指挥调度的关键前提，同时也为应急处置和乘客诱导提供重要依据。

目前，国内外针对行车延误下受影响客流范围和数量的理论研究和实践应用已取得一定的进展。在研究方法上，主要存在两类主流方向。其一，侧重于模型驱动，通过对行车延误传播机理的深入研究，细致分析列车运行扰动对客流产生的影响[2]，进而从乘客个体出行行为[3]入手，预测乘客出行路径选择，借助客流重新分配推演群体变化特征。该方法在理论基础明确的情况下具有较强的解释性和可预测性，然而，在实际运营生产中，由于对运营规律的掌握尚不完全，导致预测结果的精度存在偏差。此外，此类方法通常需要耗费大量计算资源和复杂的模型算法来处理和分析个体行为数据，在时效性方面存在明显局限，难以在工程实践中顺利落地应用。其二，侧重于数据驱动，通过大量数据分析挖掘客流宏观规律。例如，文献[4]基于数据驱动方法构建了三层贝叶斯模型来描述拥挤地铁中的乘客反向出行行为；文献[5-6]探索提出了基于知识图谱的城市轨道交通突发事件演化结果预测。该方法适用于复杂多变的情况，能够通过对历史数据的学习实现预测和分类，但可解释性较差，且预测准确性在很大程度上依赖于训练样本的数量和质量。

在研究的落地实践方面，尽管《中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要》提出构建城轨智能化线网指挥调度辅助决策系统，并期望通过客流分布的实时预测支撑智能运输组织，但目前相关研究成果尚未在大规模线网运营生产系统中实现落地应用。文献[7-10]虽对智能化线网调度辅助系统的需求和整体设计思路进行了分析，但尚未形成落地成果。

为有效弥补上述不足，将数据驱动与模型驱动相结合的研究方法逐渐成为趋势。充分考虑城市轨道交通具有乘客群体、组分结构及出行特征相对稳定，客流规律相似度较高的特点，本研究应用历史客流规律的相关成果，采用类比推测的思路，探索一套基于数据与模型相互组合应用的城轨行车延误下短时客流预测方法，旨在克服单一研究方法的局限性。面向不同的业务场景，分别运用数据驱动和模型驱动的方法，发挥各自优势，以达到最优效果。通过组合应用，利用数据驱动开展宏观层面的受影响乘客范围和数量的预测，避免系统大规模处理个体行为数据带来的计算资源消耗，利用模型驱动开展微观层面的受影响乘客组分分类预测，提高预测的可解释性。该方法力求达到预测精度高、时效性强和实用性好的目标，为工程落地提供有效的实践方法，为线网调度员提供快速处置工具。

1 数模驱动的城轨行车延误下短时客流预测方法

本文研究的行车延误下短时推测范围为 1 h，根据文献[2]，对大规模典型轨道交通线网的列车运行扰动影响开展了详细分析，指出大多数扰动事件均能在 30 min 内完全消除，且客流量变化一般在 1 h 后恢复至常态标准。另外，基于北京轨道交通线网历年运行情况统计，70%以上的行车延误事件由列车或设备故障引发，对客流影响均在局部发生且影响的持续时间较短，均可在 60 min 内恢复。

同时，在此边界条件下，本文已知城市轨道交通线网的所有 OD 路径以及常态下 OD 路径的分时客流数据[11]，然后分两步预测城轨行车延误下的车站范围

与客流数量，如图 1 所示。首先，基于常态下多场景精细化客流预测结果，通过延误区段客流来向分析划分受影响的客流与车站，构建基于 OD 路径集推测受影响的车站范围与客流数量预测模型。然后，基于客流出行选择行为，进一步将受影响客流数量按照等待客流、绕行客流及损失客流(即出站客流)进行细化分类预测，如图 2 所示。

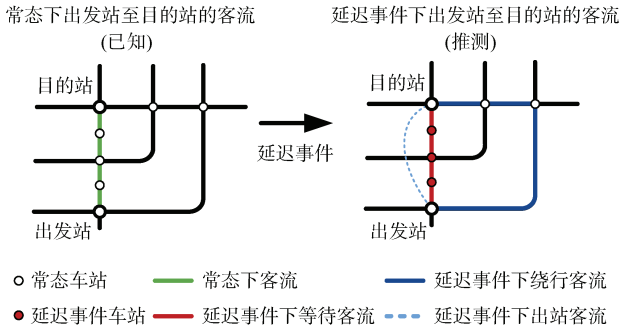


图 1　行车延误下短时客流变化示意

Figure 1　Schematic diagram of short-term passenger flow variation under train delays

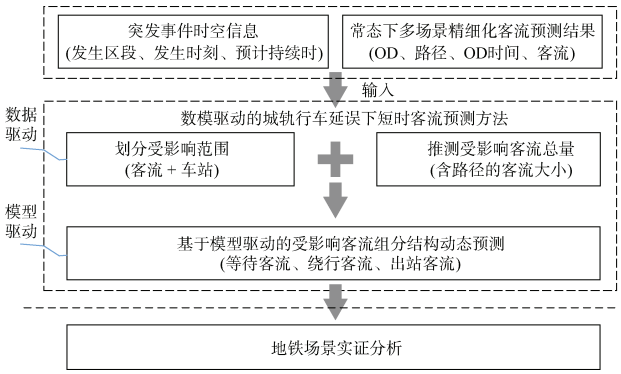


图 2　数模驱动的行车延误下短时客流预测方法框架

Figure 2　Framework of data-model driven short-term passenger flow prediction method under train delays

延误事件信息与常态下多场景精细化客流预测的相关参数如表 1 所示。

表 1　相关参数

Table 1　Parameters

参数	含义
S^{e}	表示由多个车站组成的延误事件发生区段的车站集合
$t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}}$	表示事件发生时刻
d	表示事件持续时间
L^{l}_{od}	表示从车站 S_{o} 进站到车站 S_{d} 出站的出行路径 l，即为所有途经车站的有序集合
d^{l}_{od}	表示从车站 S_{o} 进站通过路径 L^{l}_{od} 至车站 S_{d} 出站的最短旅程时间

续表

参数	含义
$Q^{l}_{\mathrm{od},t}$	表示从车站 S_{o} 在时间 t 进站通过路径 L^{l}_{od} 至车站 S_{d} 出站的客流
$Q^{l}_{\mathrm{od}}(T)=(Q^{l}_{\mathrm{od},t_1},Q^{l}_{\mathrm{od},t_2},\cdots)$	表示从车站 S_{o} 进站分别在时间有序集合 $T=\{t_1,t_2,\cdots\}$ 通过路径 L^{l}_{od} 至车站 S_{d} 出站的客流
$Q_{\mathrm{od}}(T)=\{Q^{l_1}_{\mathrm{od}}(T),Q^{l_2}_{\mathrm{od}}(T),\cdots\}$	表示从车站 S_{o} 进站分别在时间有序集合 $T=\{t_1,t_2,\cdots\}$ 通过路径 $L^{l_1}_{\mathrm{od}},L^{l_2}_{\mathrm{od}},\cdots$ 至车站 S_{d} 出站的客流集合
S_x	车站

1.1　基于数据驱动的受影响客流数量推测方法

当发生行车延误等事件时，从事件发生时刻起，进站后计划途径事件发生区段或在事件发生区段内车站完成进出站的客流，为受影响客流，进站车站为受影响车站。

假设在时刻 $t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}}$ 区段 S^{e} 发生持续时间为 d 的延误事件。若车站 S_{o} 在时间 t 进站通过路径 L^{l}_{od} 至车站 S_{d} 的客流 $Q^{l}_{\mathrm{od},t}$ 满足

$$L^{l}_{\mathrm{od}}\cap S^{\mathrm{e}}\neq\phi,\exists S_x\in L^{l}_{\mathrm{od}}\cap S^{\mathrm{e}},t+d^{l}_{\mathrm{ox}}\in\left[t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}}+d\right]$$

则 $Q^{l}_{\mathrm{od},t}$ 为受影响客流，车站 S_{o} 为受影响车站；反之则不受影响，可表示为

$$f(Q^{l}_{\mathrm{od},t},S^{\mathrm{e}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}},d)=\begin{cases}1 & \exists S_x\in L^{l}_{\mathrm{od}}\cap S^{\mathrm{e}},t+d^{l}_{\mathrm{ox}}\in[t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}}+d]\\ 0 & \text{其他情况}\end{cases}\tag{1}$$

结合常态多场景精细化客流预测结果，在延误事件发生时刻，对事发区段客流进行进站车站溯源分析，可得途径事发区段客流的最早进站时间 $t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{earliest}}$，则受影响的时间范围为 $\left[t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{earliest}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}}+d\right]$，将其按相等时间粒度(如 5、10、15 min)划分为受影响时间集合 $T'=\{t'_1,t'_2,\cdots\}$。结合公式(1)与常态下多场景精细化客流预测结果 $Q^{l}_{\mathrm{od}}(T)$ 变换为基于 OD 路径集推测受影响客流

$$N^{l}_{\mathrm{od}}(T')=Q^{l}_{\mathrm{od}}(T')\otimes f=(Q^{l}_{\mathrm{od},t'_1}f(Q^{l}_{\mathrm{od},t'_1},S^{\mathrm{e}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}},d),Q^{l}_{\mathrm{od},t'_2}f(Q^{l}_{\mathrm{od},t'_2},S^{\mathrm{e}},t^{\mathrm{e}}_{\mathrm{start}},d),\cdots)\tag{2}$$

通过公式(2)可以得到延误事件持续时间内影响客流的总量、受影响已进站客流及受影响未进站客流，并能够推理出不同时间粒度的客流量。例如车站 S_{o} 至

车站 S_d 的受影响客流合集为

$$\boldsymbol{N}_{od}(T')=\{N_{od}^{l_1}(T'),N_{od}^{l_2}(T'),\cdots\} \tag{3}$$

受影响的客流数量总和为

$$\sum_{l}\sum_{t'\in T'}Q_{od,t'}^{l}f(Q_{od,t'}^{l},S^{e},t_{start}^{e},d) \tag{4}$$

1.2 基于模型驱动的受影响客流组分结构动态预测

首先构建出行备选方案，然后使用广义费用函数计算出行备选方案广义成本，最后构建基于乘客出行选择行为的受影响客流组分结构动态预测模型。

延误事件下乘客的心理和出行行为将发生变化，特别在复杂的网络化运营条件下，可能产生出行方式的变更、起讫点的重置、路径的重选等行为，通过把握受影响客流的出行选择行为特征，进一步将受影响客流进行分类，划分为在轨道线网内继续等待客流、在轨道线网内绕行客流，以及出站选择其他交通方式的损失客流(即其他交通方式支援需求)的组分结构。

已知受影响客流的 OD 路径，考虑延误事件下备选出行方案的可达性和轨道交通服务水平退化等对客流出行决策的影响，本文以乘客选择出行路径所需时间和费用作为影响因素，建立基于效用函数的受影响客流行为组分结构模型。为合理反映乘客在延误事件下的路径选择，备选出行方案采用 K 最短路径算法[13]进行生成，以确保备选出行路径的可达性与合理性。

假设在延误事件发生后，针对特定 OD 出行备选方案集合 $\boldsymbol{J}_{od}=\left\{J_{od}^{1,1},J_{od}^{2,1},\cdots,J_{od}^{2,n},J_{od}^{3,1},\cdots,J_{od}^{3,m}\right\}$，其中 $J_{od}^{1,1}$ 表示继续等待出行方案；$J_{od}^{2,n}$ 表示线网内绕行的第 n 条出行方案；$J_{od}^{3,m}$ 表示出站选择其他方式第 m 条出行方案。对于每一出行备选方案 $J_{od}^{i,j}$，其对应的旅程时间 $d_{od}^{i,j}$，旅行费用 $F_{od}^{i,j}$。结合二者定义广义出行费用 $C_{od}^{i,j}=d_{od}^{i,j}+F_{od}^{i,j}/k$，其中 k 为转换因子，通常设置为当地居民的人均分钟收入。由此可得 OD 对应的所有备选出行方案的广义费用集合 $\boldsymbol{C}_{od}=\left\{C_{od}^{1,1},C_{od}^{2,1},\cdots,C_{od}^{2,n},C_{od}^{3,1},\cdots,C_{od}^{3,m}\right\}$，为刻画乘客对不同备选出行方案广义费用的感知效用，本文基于正态分布概率密度函数[14]构建效用函数 $Y_{od}^{i,j}$：

$$Y_{od}^{i,j}=Y\left(C_{od}^{i,j}\right)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp-\left[\frac{C_{od}^{i,j}-\min(C_{od})}{\max(\boldsymbol{C}_{od})-\min(\boldsymbol{C}_{od})}\right]^{2}\Big/2\sigma^{2} \tag{5}$$

式中，σ 表示客流对阻抗的敏感度。利用 Logit 模型计算 OD 出行备选方案的分配概率 $P_{od}^{i,j}$ 为

$$P_{od}^{i,j}=\frac{Y_{od}^{i,j}}{\sum_{i,j}Y_{od}^{i,j}} \tag{6}$$

结合公式(3)，延误事件时采用备选出行方案 $J_{od}^{i,j}$ 的受影响客流集合为

$$N_{od}^{i,j}(T')=N_{od}(T')\otimes P_{od}^{i,j} \tag{7}$$

受影响客流总数为

$$\sum_{l}\sum_{t'\in T'}Q_{od,t'}^{l}f(Q_{od,t'}^{l},S^{e},t_{start}^{e},d)P_{od}^{i,j} \tag{8}$$

此外，出站选择的其他交通方式，包括公交、出租车、步行、骑行等方案，当 OD 距离较小时，客流较大概率选择步行和骑行，以站点为圆心，770 m 的半径内适宜步行。因此，当受影响乘客的在 OD 距离小于 770 m 时，其竞争方式为公交、骑行、步行；大于 770 m 时，其竞争方式为公交、出租车、骑行。

2 实证分析

目前，基于数模驱动的城轨行车延误短时预测方法，已在北京市轨道交通指挥中心实现了工程化落地应用。2023 年 1 月至 2024 年 6 月，北京轨道交通线网共发生影响列车运行的延误事件 17 次，其中影响持续时间 30 min 左右的事件共 12 次。这些事件涉及环线、郊区放射线、贯穿城区骨干线等各区位类型线路，并且覆盖工作日、非工作日、早晚高峰及平峰等各类场景时段。在利用本文方法进行预测后，经实际验证评估，预测结果及精度均满足线网调度应急处置工作需要。

2.1 受影响车站范围及客流数量推测

案例概述：2023 年 3 月 3 日 6:50，5 号线蒲黄榆—磁器口上下行地面信号故障，区间列车无推荐速度，各次列车在蒲黄榆站—磁器口站上下行区间改按站间自动闭塞法行车。7:18 地面信号故障修复。

环境配置：共 4 台服务器，每台服务器搭载 CentOS 7 操作系统，配备 Intel Xeon Gold 6230 处理器，32 GB 内存。数据库采用 PostgreSQL 15，开发语言为 Python 3。

数据基础：基于常态场景预测的 2023 年 3 月 3 日客流 OD 数据及路径清分明细数据。延误事件输入参

数如表 2。

表 2　北京地铁 5 号线延误事件输入参数

Table 2　Input parameters of delay event on Beijing Subway Line 5

输入参数	输入参数值
事件发生区段 S^e	蒲黄榆、天坛东门、磁器口
事件开始时刻 t^e_{start}	2023 年 3 月 3 日 6:50
事件持续时间 d/min	30
时间粒度/min	5

基于OD路径集数据滚动推定的该事件多层次影响车站范围展示效果如图 3 所示，红、黄、绿标记分别代表后续 5、10、15 min 的受影响的车站范围，随时间实时变化，受影响客流总量如表 3 所示。

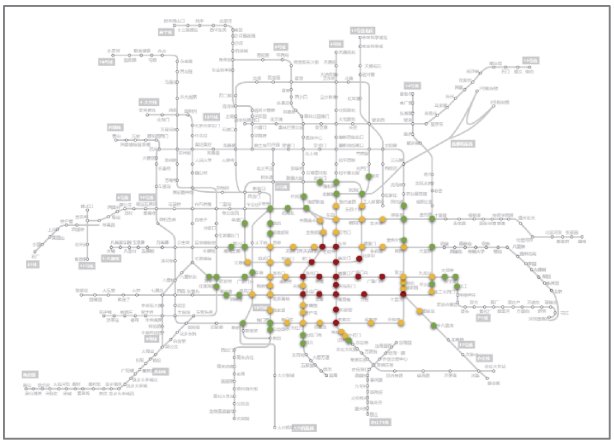


图 3　北京地铁 5 号线延误事件影响范围展示

Figure 3　Impact scope of delay events on Beijing Subway Line 5

表 3　延误事件影响客流预测结果

Table 3　Prediction results affected passenger flow in delayw events

持续时长/min	受影响客流总量/人次	线网内(已经进站)/人次	线网外(即将进站)/人次
5	1 683	1 581	102
10	2 871	2 326	545
15	5 005	3 764	1 241
20	6 608	4 124	2 484
25	8 708	4 955	3 753
30	11 041	5 506	5 535

2.2　受影响客流组分结构动态预测

2.2.1　数据输入

轨道交通线网内路径广义费用，是通过列车运行图和票价表分别获得各 OD 间的轨道出行路径旅行时间及旅行费用；其他交通方式，是通过互联网出行开放平台获取各 OD 间的步行距离、乘坐公交、出租车等方式花费的费用及时间，从而得到模型所需的所有基础数据。

2.2.2　预测流程

从故障发生时刻 6:50 开始，以 5 min 为粒度进行迭代计算，计算各受影响 OD 备选出行方案的广义费用。以宋家庄至东单 OD 为例，在 6:50—6:55 和 6:55—7:00 两个时间段内，分别有 8 名受影响客流需进行分类。因此利用受影响客流组分结构预测模型，进行分配概率计算和受影响客流分类滚动计算，截至 7:00，宋家庄—东单受影响客流中选择等待、绕行、出站的数量分别为 6、8、2 人，计算结果如表 4 所示。

表 4　延误事件发生后(宋家庄至东单)受影响客流分类计算

Table 4　Classification calculation of affected passenger flow after delay event (Songjiazhuang to Dongdan)

时段	备选出行方案	旅行费用/元	旅行时间/min	广义费用/元	分配概率	人数
6:50—6:55	等待(5 号线)	4	15	26.2	0.48	4
	绕行(10 号线→1-八通线)	4	28	34.2	0.38	3
	出站(出租车)	46	31	102.3	—	—
	出站(公交)	2	41	44.1	0.14	1
	出站(骑行)	3	37	44.6	—	—
6:55—7:00	继续等待(5 号线)	4	25	31.2	0.4	2
	原等待→绕行	4	28	34.2	0.39	2
	原等待→出站	2	41	44.1	0.21	0
	新等待(5 号线)	4	15	26.2	0.48	4
	新绕行(10 号线→1-八通线)	4	28	34.2	0.38	3
	新出站(公交)	2	41	44.1	0.14	1
常态原出行路径		4	15	20	—	16

选取 5 号线故障发生后 30 min 内的部分受影响 OD 客流进行客流分类动态预测精度验证。考虑发生故障后仅等待与绕行客流会完成原 OD 旅行，我们将等待及绕行的客流总数作为预测 OD 量。表 5 展示了阻抗敏感度 σ 为 0.3 时模型预测数据，其平均绝对百分比误差为 4.02%，均方根误差为 4，决定系数 R^2 为 0.95，如图 4 所示。

2.2.3　多场景适用性和精度验证

选取北京轨道交通线网 2023 年 1 月至 2024 年 6 月 12 次行车延误实际案例进行验证，共涉及 OD 样本总数 19 856 个，按照工作日和非工作日的高峰及平峰时段进行场景划分，关注不同场景下受影响区段客流主要来去向，进行受影响客流分类预测精度验证，验

证结果如表 6 所示，工作日高峰时间段受影响客流预测的平均绝对百分比误差为 4.8%。

表 5 延误事件持续期间客流分类动态预测结果

Table 5 Prediction results of passenger flow classification during delay event

OD	实际客流/人次	预测客流/人次
宋家庄—灯市口	109	113
蒲黄榆—灯市口	106	100
宋家庄—崇文门	101	105
刘家窑—灯市口	81	81
刘家窑—东单	77	76
刘家窑—崇文门	71	75
宋家庄—东单	68	75
蒲黄榆—崇文门	60	61

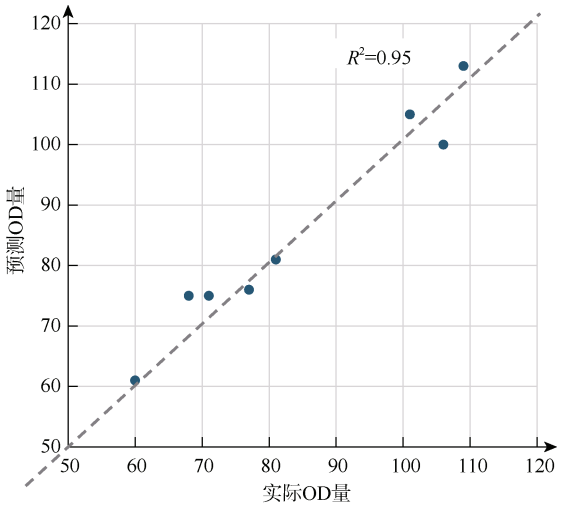


图 4 延误事件持续期间客流分类动态预测结果

Figure 4 Prediction results of passenger flow classification during delay event

表 6 不同场景下受影响客流分类预测精度情况

Table 6 Prediction accuracy of affected passenger flow classifications across different delay scenarios

受影响 OD 平均预测误差	工作日		非工作日	
	高峰	平峰	高峰	平峰
OD 量级大于 30 的样本个数	254	67	84	32
平均绝对百分比误差/%	4.8	10.1	7.1	14.3

2.3 计算时效性分析

在算法程序设计方面，按 5 min 粒度计算输出受影响车站范围、影响客流数量、受影响客流分类等预测指标。通过对北京轨道交通线网 2023 年 1 月至 2024 年 6 月 12 次行车延误实际案例进行验证，输出第 1 组 5 min 粒度的各项预测指标平均耗时 37 s，滚动输出事发持续时间 30 min 内各 5 min 粒度的预测指标平均耗时 140 s，计算效率能够满足业务需求，表 7 所示。

表 7 预测算法计算平均耗时统计

Table 7 Statistics of average execution time for prediction algorithms

计算数据节点	平均耗时/s
数据准备(受影响 OD 抽取)	17
第 1 组 5 min 预测指标计算	37
第 2 组 5 min 预测指标计算	57
第 3 组 5 min 预测指标计算	78
第 4 组 5 min 预测指标计算	99
第 5 组 5 min 预测指标计算	119
第 6 组 5 min 预测指标计算	140

3 结论

本文提出了一种城轨行车延误下短时客流预测方法，通过模型驱动与数据驱动相结合的方法，显著提升客流预测的效率、时效性以及适用性。通过实践验证，为城市轨道交通运营管理领域提出了一套有效的工程应用方法。

1) 以轨道交通常态下乘客路径集为基础，通过对乘客来向的时空分析，推导非常态下受影响乘客的 OD 路径，进而对线网内乘客全出行链和客流全指标集实现短时精准推测。通过进一步细化预测颗粒度并明确受影响乘客的组分结构，使其更契合线网指挥应急处置工作的实际需求，增强了在复杂运营场景下应对客流变化的能力。

2) 提出了一种数模驱动的方法。以延误区段客流来向的历史统计数据为基础，基于历史数据中受影响客流不同组分的统计规律，借助数据驱动方法，通过界定受影响乘客途径车站，进而“以点代面”确定受影响区域范围。另一方面，通过标定乘客阻抗敏感度系数，对 Logit 模型中的效用函数进行改进，用于预测不同乘客选择行为的选择比例，进而有效预测受影响客流组分。

3) 实证分析表明：这一方法能提高算法效率，适用于超大规模城轨线网中行车延误或中断多种场景的客流预测。在涵盖多种复杂情况的工作日早高峰时段，其预测平均相对误差仅为 4.8%。工程应用表明：本方法可在 37 s 内生成首个 5 min 粒度下的各项预测指标，事件持续时间 30 min 内预测用时不超过 140 s，完全满足线网调度实时决策的需求。

本方法已在北京地铁应用，通过在其他城市的应用和数据积累，可进一步丰富适用于更多场景的参数，扩充本文所述方法的普适性。

参考文献

[1] 梁强升. 城市轨道交通线网运营管理指挥中心建设与管理方案研究[J]. 都市快轨交通, 2020, 33(1): 127-133.
LIANG Qiangsheng. Construction and management of urban rail transit network operations management command center[J]. Urban rapid rail transit, 2020, 33(1): 127-133.

[2] 刘峰博. 基于历史数据的城市轨道交通列车运行扰动影响分析[J]. 都市快轨交通, 2022, 35(2): 111-116.
LIU Fengbo. Influence of train operation disturbance in urban rail transit based on historical data[J]. Urban rapid rail transit, 2022, 35(2): 111-116.

[3] 周慧娟, 瓮冬阳, 李蓓, 等. 城市轨道交通运营中断下客流分配方法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(6): 144-151.
ZHOU Huijuan, WENG Dongyang, LI Bei, et al. Passenger flow distribution method under urban rail transit operation interruption[J]. China safety science journal, 2023, 33(6): 144-151.

[4] YU Chao, LI Haiying, XU Xinyue, et al. Data-driven approach for solving the route choice problem with traveling backward behavior in congested metro systems[J]. Transportation research part E: logistics and transportation review, 2020, 142: 102037.

[5] 陈佳惠. 城市轨道交通运营突发事件的事理图谱构建方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
CHEN Jiahui. Research on the Construction Method of Event Evolution Graph of Urban Rail Transit Operation Emergency[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.

[6] 朱广宇, 张萌, 裔扬. 基于知识图谱的城市轨道交通突发事件演化结果预测[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(3): 949-957.
ZHU Guangyu, ZHANG Meng, YI Yang. Prediction of evolution results of urban rail transit emergencies based on knowledge graph[J]. Journal of electronics & information technology, 2023, 45(3): 949-957.

[7] 张兵建, 裴加富, 林立. 面向乘客的城市轨道交通运营调度指挥系统方案研究[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(10): 187-191.
ZHANG Bingjian, PEI Jiafu, LIN Li. Research on passenger-oriented urban rail transit operation dispatching command system[J]. Urban mass transit, 2021, 24(10): 187-191.

[8] 吕楠, 胡清梅, 禹丹丹, 等. 全场景城轨网络化运营指挥平台探索与研究[J]. 铁路通信信号工程技术, 2022, 19(1): 61-67.
LYU Nan, HU Qingmei, YU Dandan, et al. Exploration and research of urban rail transit network operation control platform based on full-service scenario interaction[J]. Railway signalling & communication engineering, 2022, 19(1): 61-67.

[9] 刘荣峰, 赵留杰, 钱江, 等. 基于客流与行车协同的城市轨道交通线网调度指挥系统研究[J]. 铁道运输与经济, 2022, 44(10): 129-134.
LIU Rongfeng, ZHAO Liujie, QIAN Jiang, et al. Research on dispatching command system for urban rail transit network based on passenger flow and train operation coordination[J]. Railway transport and economy, 2022, 44(10): 129-134.

[10] 梁瑜, 何世伟, 宋瑞, 等. 智慧城市轨道交通系统架构研究[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(4): 95-99.
LIANG Yu, HE Shiwei, SONG Rui, et al. Research on architecture of smart urban rail transit system[J]. Urban mass transit, 2022, 25(4): 95-99.

[11] 张宇, 孙琦, 高彦宇. 城市轨道交通短期客流 OD 预测模型研究与实现[J]. 中国铁路, 2021(8): 133-140.
ZHANG Yu, SUN Qi, GAO Yanyu. Research and implementation of OD forecast model for short-term passenger flow in urban rail transit[J]. China railway, 2021(8): 133-140.

[12] 李浩然, 许心越, 李建民, 等. 考虑稀疏特性的城市轨道交通短时 OD 时空预测方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(10): 3685-3695.
LI Haoran, XU Xinyue, LI Jianmin, et al. A spatio-temporal prediction method of short-term OD in urban rail transit with sparse data[J]. Journal of railway science and engineering, 2023, 20(10): 3685-3695.

[13] BELL M G H, Iida Y. Transportation network analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 1997: 17-40.

[14] BEN-Akiva M, Lerman S R. Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand[M]. Cambridge (MA): MIT Press, 1985: 11-17.

（编辑：傅依萱）