

基于语义识别的服务热线工单智能分类研究^{*}

毛晓蕾

(上海申通地铁集团有限公司运营管理部, 201103, 上海)

摘要 [目的]传统轨道交通网络服务热线以人工客服接听、手工填写工单和处理分类为主,客运服务人员承担着高强度、超负荷的服务工作,同时服务品质也难以得到保障。因此,有必要引入基于深度学习的语义识别技术,以实现运营管理的数字化和智能化。[方法]分析了当前服务热线的业务分类及工单智能分类系统需求,采用语义分析的分词逻辑,通过建立关键字库来提升识别的精度;将关键词库作为领域词典,构建了一种以分布式文本向量表示为基础,融合Transformer自注意力机制的智能化文本分类模型。在所提智能化文本分类模型中,注意力焦点更集中于与分类任务相关性强的词汇,降低了上下文信息中无关词汇对分类结果的干扰,并能够动态地显示在不同语境中含有不同语义的文本,实现对乘客意图的分类。在此基础上,搭建了热线工单(以下简称“工单”)记录文件智能分类系统。[结果及结论]由真实数据集上的试验结果可知,所提智能化文本分类模型具有一定的有效性与正确性。采用高模块化的软件系统设计,实现了工单的自动分类,能够有效提升工单响应速度,降低人力、物力的成本投入。所提智能化文本分类模型能够提高运营整体的服务质量和乘客满意度。

关键词 轨道交通;语义识别;服务热线;智能分类

中图分类号 U293.2

DOI:10.16037/j.1007-869x.2025.05.033

Research on Intelligent Classification of Service Hotline Work Orders Based on Semantic Recognition

MAO Xiaolei

(Operation Management Department of Shanghai Shentong Metro Group Co., Ltd., 201103, Shanghai, China)

Abstract [Objective] Traditional rail transit network service hotline mainly relies on manual customer service answering calls, manually filling out work orders and handling classifications. Passenger service staff undertake high-intensity and overloaded service work, while the service quality is difficult to be guaranteed. Therefore, it is necessary to introduce semantic recognition technology based on deep learning to achieve digitalized and intelligent operation management. [Method] The

systematic requirements for the business classification of current service hotline and the intelligent classification of the work order are analyzed. The word-segmentation logic of semantic analysis is used and the recognition accuracy is improved by establishing a keyword library. Using such library as a domain dictionary, an intelligent text classification model based on distributed text vector representation and integrating the Transformer self-attention mechanism is constructed. In the proposed intelligent text classification model, the attention focus is more concentrated on the words strongly relevant to the classification task, thus reducing the interference of irrelevant words in the context on the classification results, and texts with different semantics in different contexts can also be dynamically displayed to achieve the classification of passengers' intentions. On this basis, an intelligent classification system for hotline work order records is built. [Result & Conclusion] The experimental results on the real datasets show that the proposed intelligent text classification model has certain effectiveness and correctness. By adopting a highly modular software system design, the automatic classification of work orders is realized, which can effectively improve the work order response speed and reduce the costs of human and material resources. The proposed intelligent text classification model can improve the overall operation service quality and passenger satisfaction.

Key words rail transit; semantic recognition; service hotline; intelligent classification

0 引言

随着地铁网络服务监督热线(以下简称“服务热线”)话务量的不断增加,以及所涉及投诉问题的多样性,客服人员的工作量日益增大且服务质量不稳定,出现了乘客等待时间长、服务体验较差、服务热线接通率下降等问题。将智能分类技术应用于热线服务中,能够自动识别乘客的咨询、投诉等内容,对提高服务准确性和效率,提升服务质量,降低

^{*} 上海申通地铁集团有限公司科技项目(JS-KY22R039)

运营成本有重要的现实意义。

热线工单记录文件(以下简称“工单”)智能分类的核心是在乘客准确表达其诉求的情况下,系统能否有效地进行语义识别。近年来,深度学习在语义识别领域获得了广泛研究和应用^[14]。因此,本文构建了一种融合 Transformer 架构及自注意力机制的智能化文本分类模型,对服务热线工单进行智能分类,并搭建了智能分类系统,实现从工单到信息类别的自动处理。本文研究可为地铁运营服务评价与优化提供数据支撑和决策依据。

1 热线工单分类现状及需求分析

1.1 分类现状

目前,当传统服务热线模式受理乘客沟通事件时,主要由客服人员手工进行记录,在初步甄别分类后,按照分类进行解答和转办处理,填写工单,并

定期进行统计、汇总和分析。

以上海轨道交通为例,根据热线内容的不同,将工单分为 6 个类别:地铁各类政策及信息咨询、乘坐中遇到的各类求助、涉及地铁所提供服务的投诉、对地铁的建议、对地铁的表扬及其他内容^[5]。其中,投诉相关内容的一级分类有 5 项(规范服务、设施设备、列车运行、站车环境、综合类),二级分类有 32 项,三级分类有 131 项。以列车运行为例,其一级分类—三级分类类型示意图如图 1 所示。

由上述分类要求可知,传统人工模式下的客服需细致审阅工单,理解乘客的具体诉求,并对工单进行多个层级的分类处理,导致客服分类工作繁重。此外,由于客服对业务的掌握程度参差不齐,在理解与分类时会产生偏差,使得工单无法被准确分派至相关归口单位,减缓了工单的处理效率,也影响了整体的服务质量。

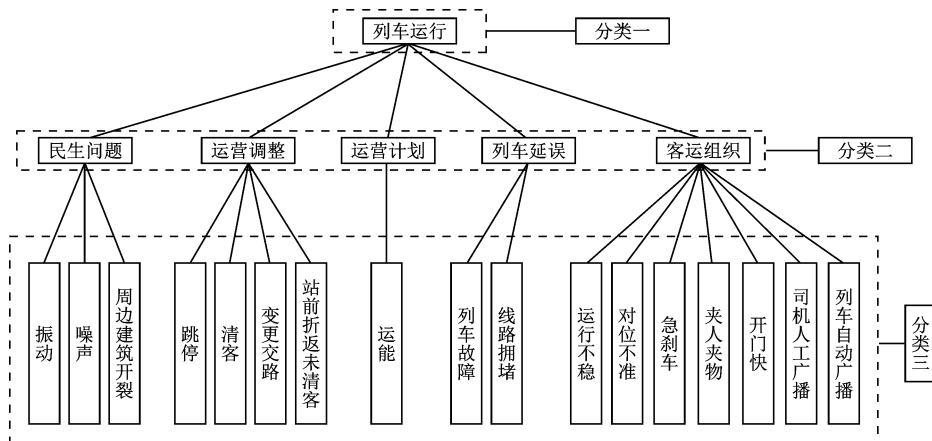


Fig. 1 Schematic diagram of train operation from first-level to third-level classification types

1.2 需求分析

根据服务热线工单的现状,智能分类系统的需求主要有以下几种。

1) 智能工单生成:能够根据热线数据,自动识别乘客的咨询、投诉等内容,自动创建热线日志工单,从而提高客服热线的响应速度和准确率。

2) 工单完整性检查:具备检查工单内容是否齐全的功能。当检测到工单信息不完整时,系统会通过文本提示,引导工作人员补充缺失的信息,确保工单的完整性和准确性。

3) 数据统计和可视化功能:系统具备对所受理乘客沟通事件进行数据汇总及分类的统计分析功能,可迅速了解各类问题的比例和分布,通过数据

反映阶段内运营中的问题和服务质量变化情况,并提出针对性的优化措施。系统能够监测并统计关键词,准确捕捉乘客的关注焦点,为服务决策提供有力的数据支持。

2 乘客语义识别

2.1 构建关键字库

本文的工单数据集来自上海地铁热线,结合工单中的“内容”“类别”“分类一”“分类二”“分类三”等信息,从车站设备及岗位、线网基础信息、客服常用语等五个方面提取与分类相关的关键词句,汇总形成关键字库,总词条超过 1 000 条。在后续的中

典,以保障语句切分的准确性。

2.2 基于深度神经网络的语义识别模型

服务热线的语义识别模型主要由分词(结合停

用词表与关键字库)部分、基于深度神经网络的语言模型部分、分类输出部分组成。服务热线语义识别模型流程示意图如图2所示。

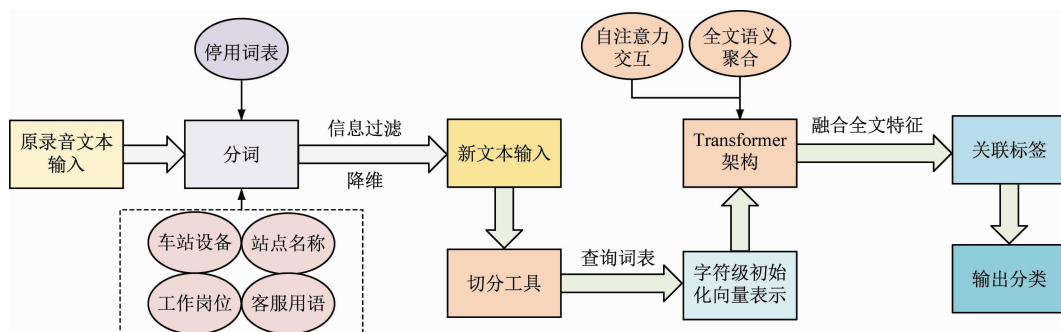


图2 服务热线语义识别模型流程示意图

Fig.2 Schematic diagram of the service hotline semantic recognition model flowchart

2.2.1 中文分词

分词时使用斜线作为分割符号,并结合关键字库和停用词表进行处理,在轨道交通领域的文本中,存在一些特定词汇,这些词汇在通用词典中并不存在,但对于理解文本内容至关重要,如“寻单”“大都会”“多职能”等。因此,需要结合关键字库,对jieba工具库中的通用词典进行补充,确保这些特定词汇在分词过程中被正确识别,从而提高文本分类的准确性。停用词表是没有实际含义的字/词集合,用来提升文本特征的质量,降低文本特征的维度。例如:“不会用手机嘛”,这句话的实际含义为“不会手机”,其中的语气词“嘛”对理解文本没有实际帮助,故将其纳入停用词表,以便获得更简洁、清晰的表述。

2.2.2 基于Transformer的语义信息获取

语义信息获取采用Transformer架构,由编码器和解码器两个部分组成,其通过上下文嵌入^[6]的方式将文本转化为连续型的数值向量,经过自注意力神经网络迭代后,学习得到输入文本在语境中的具体含义。具体来说,所有输入文本都经由切分工具划分为基本的子词,即最小语义单元,每个最小语义单元均可转换为模型嵌入层中的固定维度向量,可以表示为:

$$t_i \rightarrow \mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{in}] \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i \in \mathbf{H}^n$$

式中:

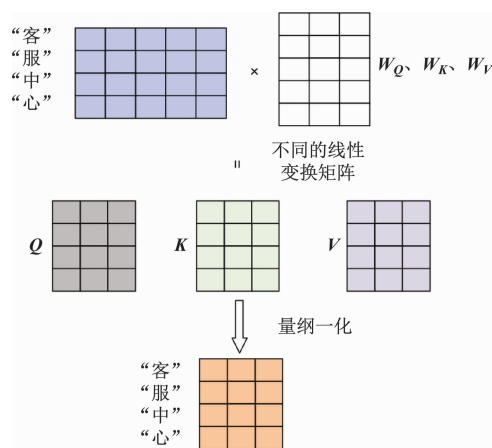
t_i ——输入文本序列的第*i*个字/词;

\mathbf{x}_i ——对应的第*i*个最小语义单元的向量表达式;

n ——字符向量维度;

\mathbf{H}^n ——同一维度的所有向量集合。

不同于传统的分布式,基于自注意力机制方法得到的词向量是根据词语在本句中的位置,通过矩阵运算词语与上下文两个方向其他词的语义相关性动态生成的,使模型能够在本序列内部加权并关注到不同位置的信息。语义相关性计算过程示意图如图3所示。



注:Q为查询矩阵;K为键矩阵;V为值矩阵; \mathbf{W}_Q 、 \mathbf{W}_K 、 \mathbf{W}_V 为三者相应的权重矩阵。

图3 语义相关性计算过程示意图

Fig.3 Schematic diagram of the calculation process of semantic relevance

矩阵乘法以向量点积运算为基础。如有 $\mathbf{x}_1 = [x_{11} \ x_{12} \ x_{13}]$, $\mathbf{w}_1 = [w_{11} \ w_{12} \ w_{13}]$, 则有 $\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{w}_1 = x_{11}w_{11} + x_{12}w_{12} + x_{13}w_{13}$ 。其中: \mathbf{w}_1 为权向量。向量点积的几何意义为:向量 \mathbf{x} 在向量 \mathbf{w} 方向上的投影与向量 \mathbf{w} 的乘积,其能反映两个向量的相似度,点乘

结果越大,两个向量越相似。为提高计算效率,将输入序列 x_i 按行进行拼接,如图 3 中,“客服中心”这 4 个字符分别对应 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 ,可以得到输入矩阵 X 。权重矩阵则由 w_j 按列拼接而成,3 个不同的权重矩阵分别为 W_Q 、 W_K 、 W_V ,并分别与输入矩阵相乘得到 Q 、 K 、 V 。相关计算过程可以表示为:

$$X \times W_Q = Q \quad (2)$$

$$X \times W_K = K \quad (3)$$

$$X \times W_V = V \quad (4)$$

此过程本质上仍是向量的点积运算,以 Q 为例,第 m 行第 j 列的数值均由 $x_m \cdot w_j$ 得到。 Q 、 K 、 V 分别代表当前元素信息、要去查询的元素信息、序列中所有元素信息。

计算输出的新向量 X_{new} 可以表示为:

$$X_{\text{new}} = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_Q}}\right)V \quad (5)$$

式中:

d_Q ——矩阵 Q 的列数。

将式(2)一式(4)的计算结果代入式(5),通过 softmax 函数计算文字序列中的当前词与其他所有词之间的相关性,并进行量纲一化。通过上述计算,模型能够捕捉到同一个词在不同上下文中的不同含义,以及不同词的相似含义。

2.2.3 分类输出

在服务热线工单中,每一条热线记录都已经有了对应的人工分类。从模型训练角度来看,每个训练样本均包含输入特征(热线文本内容)和对应的目标输出(工单中与之关联的类别标签),因此训练过程属于有监督学习。模型通过学习这些输入、输出对之间的映射关系,实现对新的热线文本进行分类。将每一条热线文本均视为一个独立、完整的序列,根据已学到的语句信息,将输入特征线性映射到一个新的向量空间,输出一个与热线工单分类总数量相等的向量。其中,每个元素代表一个类别的预测概率,概率值最大的元素,即为预期的类别。

2.3 试验及结果分析

2.3.1 数据集构建

原始数据包括 4 387 条工单,记录了乘客的主要诉求、投诉类别、投诉内容分类、责任部门及处理过程记录。在记录过程中,由于人为或系统原因会存在部分信息缺失的情况,因此对原始工单进行筛选、纠正分类后共得到 4 064 个样本,总类别数目为 22 种。由于 4 064 个样本中,各类别之间的数量差

异较大,为不平衡样本,为了使试验更贴近真实情况,对各类别样本进行分层抽样。根据目标变量值(类别标签),将数据集划分为不同层,在每个包含相同类别样本的层中,使用随机抽样法按照 9:1 的比例来划分样本。

2.3.2 试验设置

在本次试验中,特征向量均采用随机方式进行初始化,字符级向量维度设定为 512。模型权重矩阵也采用随机方式进行初始化,而偏置向量则初始化为 0。综合考虑数据量与向量维度等参数设定,试验采用批量处理方法加快训练进程,每个批次的样本数量定为 10。在参数调整方面,选用 Adam 算法进行优化,设定学习率为 0.000 01,并规定最大迭代次数为 20。同时,为避免模型出现过拟合,训练过程中引入了 dropout 策略,比率为 0.5^[4]。

2.3.3 结果分析

为验证所构建的工单分类模型的有效性,本文选择与常见分类方法 TF-IDF(词频-逆文档频率)+ Naive Bayes(朴素贝叶斯)法、TF-IDF + SVM(支持向量机)法^[5]进行对比分析。将 F_{macro} (宏平均 F_1 值, F_1 为精确率和召回率的调和平均数)、 F_w (加权平均 F_1 值)作为评价指标,评价指标值越大,代表分类性能越好。不同分类方法的评价指标值如表 1 所示。

表 1 不同分类方法的评价指标值

Tab. 1 Evaluation index values of different classification methods

方法名称	F_{macro}	F_w
TF-IDF + Naive Bayes 法	0.37	0.55
TF-IDF + SVM 法	0.63	0.67
本文所提语义识别模型	0.74	0.86

由表 1 可知:所提语义识别模型的分类性能优于其他两种分类方法。由此可知,根据热线文本动态学习得到的语义表示对于工单的理解是有效的,能识别词义的多面性并适应各种表达习惯,使模型即便在面对乘客不同说话方式和用词选择时,也能准确把握其背后的语义意图,提升分类性能。

小样本分类准确度测试结果如图 4 所示。由图 4 可知:样本车站广播、遗失物品、客伤、携带物品的分类准确度分别为 90.0%、100.0%、95.2%、88.9%。由此可知,本文所提语义识别模型在小样本情况下也能抓取到关键特征,有较好的分类效果。

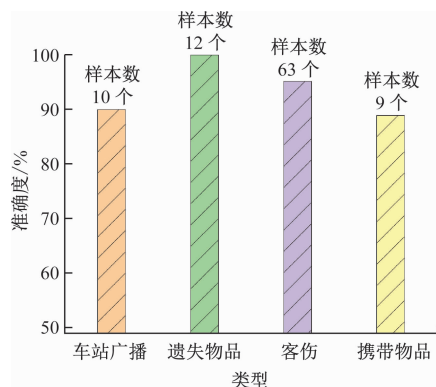


图4 小样本分类准确度测试结果

Fig. 4 Test results of classification accuracy for small samples

3 服务热线工单智能分类系统

3.1 总体架构

系统整体架构示意图如图5所示。系统整体架构共7层,包括前端(接入层、业务层、展示层)、通信层、后端(基础层、数据层、支撑层)。

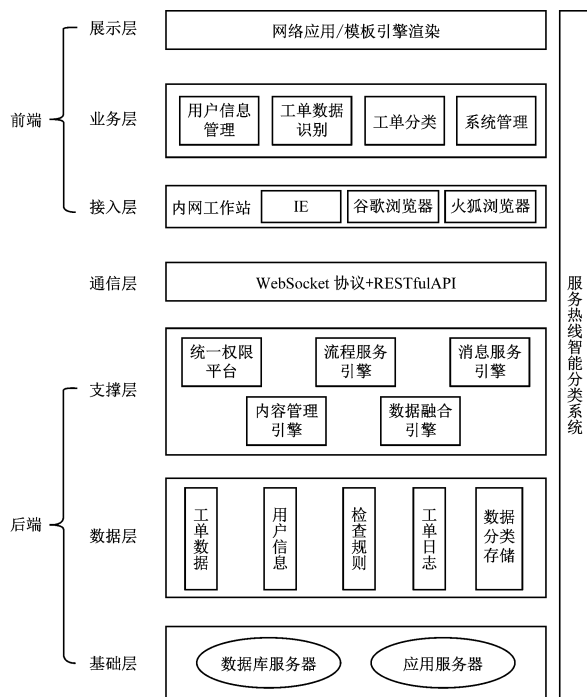


图5 系统整体架构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the overall system architecture

前端主要提供用户的交互界面,以实现人机交互的需求,以 WebSocket 协议与后端服务器进行通信。后端主要负责数据处理和模型运算,包括热线数据的录入、存储,数据的语义识别,工单的自动分

类处理等。其中,数据层主要负责表单数据的增删改查处理,其搭载于服务器上,并提供相应的接口和服务,以便提供信息的录入、查询及修改功能。

3.2 功能设计

系统功能主要分为热线数据导入、信息分类和统计报表3个功能模块。

1) 热线数据导入。客服登录后点击“选择文件”,就可以将单条或批量的原始热线数据导入系统。

2) 信息分类。经乘客意图分类模型处理后,页面呈现的数据为热线工单文件ID(身份标志码)、识别文本和文本内容多级别分类标签。同时,也可以通过人工检查的方式检查分类准确与否,并进行手动编辑、修改和提交。

3) 数据展示统计。为使用户能够更直观地理解统计数据,系统采用数据可视化技术进行数据展示。将乘客意图分类模型处理后的数据根据特征绘制可视化图表,展示数据的分布情况和趋势。此外,在该页面中,用户可以根据记录创建日期、乘客意图类别、呼入数量等信息自定义查询处理记录,从而使处理过程和数据更易于理解和分析。

乘客意图类别统计界面软件截图如图6所示。

3.3 应用效果分析

传统人工处理服务热线来电时,客服接通电话后,记录工单并进行处理的过程平均需约5~8 min,每人12 h内最多处理140~150条热线。

应用热线智能分类系统后,每条热线记录工单并进行分类的过程平均仅需约15 s,12 h可处理2 880条热线数据,使得分类工单的时间大大缩短,缓解了客服的工作压力,提高了服务效率。同时,热线智能分类系统还节省了客服培训环节的时间和成本,为热线服务的可靠性和稳定性提供了坚实保障。

4 结语

1) 基于语义识别的服务热线工单智能分类系统可以自动分类大量的热线数据,降低客服热线中心工作人员手动系统录入、人工识别分类的巨大工作量。通过应用热线智能分类系统,可大幅减少人工投入和运营成本,提高乘客出行服务满意度,为运营管理部门提供强有力的决策支持工具,推动城市轨道交通服务向智能化、自动化的方向发展。



图6 乘客意图类别统计界面软件截图

Fig. 6 Software screenshot of the statistical interface for passenger intention categories

2) 所使用的语音样本存在多种类别、类别交叉或包含关系等情况,这些因素均影响了分类的准确性。因此,考虑进一步整理类别标签,继续优化模型,使得系统更加智能与高效。

参考文献

- [1] 张振海,李红亮,王晴雯,等. 地铁应急预案知识本体建模及案例库的构建[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(8): 17.
ZHANG Zhenhai, LI Hongliang, WANG Qingwen, et al. Ontology-based knowledge modeling of metro emergency response plan and construction of case database[J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(8): 17.
 - [2] 孙超,曲维光,魏庭新,等. 中文连动句语义关系识别研究[J]. 中文信息学报, 2024, 38(5): 22.
SUN Chao, QU Weiguang, WEI Tingxin, et al. Semantic relation recognition of Chinese serial-verb sentences[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2024, 38(5): 22.
 - [3] LOU C, TONG M, XUE L, et al. Multilingual semantic fusion network for text recognition in the wild[J]. Journal of Electronic Imaging, 2023, 32(2): 023015.
 - [4] 杨鹏,刘扬,杨青. 基于层次语义理解的电力系统客服工单分类[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(7): 231.
YANG Peng, LIU Yang, YANG Qing. Power system customer service tickets classification based on hierarchical semantic understanding[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(7): 231.
 - [5] 艾文伟,胡媛,陈悦勤,等. 智能语音技术在城市轨道交通客运服务中的应用[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(3): 152.
AI Wenwei, HU Yuan, CHEN Yueqin, et al. Application of intelligent voice technology in urban rail transit passenger transport service[J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(3): 152.
 - [6] 赵京胜,宋梦雪,高祥,等. 自然语言处理中的文本表示研究[J]. 软件学报, 2022, 33(1): 102.
ZHAO Jingsheng, SONG Mengxue, GAO Xiang, et al. Research on text representation in natural language processing[J]. Journal of Software, 2022, 33(1): 102.
- 收稿日期:2024-08-05 修回日期:2024-08-25 出版日期:2025-05-10
Received:2024-08-05 Revised:2024-08-25 Published:2025-05-10
· 通信作者:毛晓蕾,工程师,maoxiaolei1977@126.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 192 页)
- WANG Xiangyang, DUO Jianhua, GAO Xiaofei. Analysis and research of differences between URT fully automatic driverless system and traditional CBTC system[J]. Railway Technical Innovation, 2019(5): 22.
- [2] 李盼盼,郎诚廉. 城市轨道交通全自动运行线路调度系统的仿真研究[J]. 铁路计算机应用, 2021, 30(6): 74.
LI Panpan, LANG Chenglian. Simulation of fully automatic operation line dispatching system for urban rail transit[J]. Railway Computer Application, 2021, 30(6): 74.
 - [3] 荀径,宁滨,郜春海. 列车追踪运行仿真系统的研究与实现[J]. 北京交通大学学报, 2007, 31(2): 34.
XUN Jing, NING Bin, GAO Chunhai. Study and realization of train tracking simulation system[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2007, 31(2): 34.
- 收稿日期:2024-10-17 修回日期:2024-11-25 出版日期:2025-05-10
Received:2024-10-17 Revised:2024-11-25 Published:2025-05-10
· 第一作者:刘见见,副教授,184616288@qq.com
通信作者:阎国强,副教授,13611987126@139.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