

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2024.03.013

# 基于深度 Q 网络的城市轨道交通 协同限流方法

王殿元<sup>1</sup>, 赵兴东<sup>1</sup>, 豆飞<sup>2</sup>, 周旭<sup>1</sup>

(1. 交控科技股份有限公司, 北京 100070; 2. 北京市地铁运营有限公司, 北京 100044)

**摘要:** 为解决城市轨道交通高峰小时区间满载率过高的问题, 本文提出一种基于深度强化学习的城市轨道交通协同限流控制方法。该方法利用历史客流数据建立线网层面的限流仿真环境和智能体模型, 以区间满载率为状态, 以限流策略为动作, 以客流体验为奖励, 通过多轮强化学习训练产生最优的限流方案。随后利用北京地铁线网数据构建仿真实验并验证了该方法的有效性。仿真结果表明, 协同限流方法可以有效降低断面客流量, 缓解高峰小时区间拥挤程度, 提高乘客出行舒适度。

**关键词:** 城市轨道交通; 深度强化学习; 客流控制; 北京地铁

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2024)03-0097-06

## Cooperative Passenger Flow Control Method for Urban Rail Transit Utilizing Deep Q-Network

WANG Dianyuan<sup>1</sup>, ZHAO Xingdong<sup>1</sup>, DOU Fei<sup>2</sup>, ZHOU Xu<sup>1</sup>

(1. Traffic Control Technology Co., Ltd., Beijing 100070; 2. Beijing Subway Operation Co., Ltd., Beijing 100044)

**Abstract:** Rapid urbanization and population growth have led to a continuous increase in passenger flow in urban rail transit, which presents significant challenges to the safety, comfort, and stability of rail transit operations. To solve the problem of excessive load rate of urban rail transit during peak hours, we propose a cooperative passenger flow control method for urban rail transit based on deep reinforcement learning. This method uses the full load rate between intervals as its state, a flow restriction strategy as its action, and the passenger flow experience as its reward. It generates an optimal flow restriction scheme through multi-round reinforcement learning. We validated the effectiveness of this method by constructing simulation experiments using data from the Beijing subway network. The simulation results show that the cooperative passenger flow control method can effectively reduce passenger flow in a section, relieve congestion during peak hours, and improve passenger travel comfort.

**Keywords:** urban rail transit; deep reinforcement learning; passenger flow control; Beijing Subway

城市轨道交通是现代城市重要的公共交通工具之一。随着城市化进程的加快和人口的增长, 城市轨道交通的客流急剧增加, 高峰小时区间满载率持续过高成为地铁运营的常态, 给城市交通运输带来巨大的压力。客流控制作为一种有效的交通管理策略, 是缓解

城市轨道交通系统运营压力的常用手段, 受到广泛关注。《城市轨道交通运营服务管理规范》(DB11/T 647—2021)中要求: “当本站达到或超过客流警戒线(承载能力的 70%时), 适时采取限流、封站等措施, 确保客运组织安全。”<sup>[1]</sup>因此, 设计一种有效的客流控制方

收稿日期: 2023-05-15 修回日期: 2023-10-31

第一作者: 王殿元, 男, 硕士, 算法工程师, 主要研究方向为客流调度及自动驾驶, wangdianyuan163@163.com

基金项目: 国家重点研发计划资助(2020YFB1600702); 北京市科技新星计划项目(Z211100002121098)

引用格式: 王殿元, 赵兴东, 豆飞, 等. 基于深度 Q 网络的城市轨道交通协同限流方法[J]. 都市轨道交通, 2024, 37(3): 97-102.

WANG Dianyuan, ZHAO Xingdong, DOU Fei, et al. Cooperative passenger flow control method for urban rail transit utilizing deep Q-network[J]. Urban rapid rail transit, 2024, 37(3): 97-102.

法以缓解城市轨道交通客流运输压力、加强城市轨道交通系统的稳定性和韧性成为城市轨道交通运输领域的研究热点。

目前已有大量研究探讨了城市轨道交通限流的方法和策略,通常包括单站限流、单线多站限流以及网络限流。单站限流研究多针对具有超大客流需求的线网车站,如周围居民密集型车站、交通运输中转型车站或大型活动承办周边车站。针对这类车站常用的客流控制方法包括出入口限流、站内限流以及站外限流,以最小化乘客延误时间为目标,以站台安全承载能力为约束,对限流条件和限流方法进行调整<sup>[2]</sup>。单线多站限流研究在单站限流研究的基础上引入车站优先级、车站客流进站能力、线路区间客流输送能力、关键换乘站换乘能力等约束展开研究,以最小化乘客等待时间<sup>[3]</sup>、最大化线路区间客流输送能力利用率<sup>[4]</sup>、列车能力在车站间均衡分布<sup>[5]</sup>、上车总人数最多和各站上车比例方差最小<sup>[6]</sup>等为目标对限流方法进行优化求解。网络限流研究多针对早晚高峰进站客流拥堵场景,基于静态客流分配或动态客流分配的方式,对网络层面的拥堵断面追根溯源,以最小化线网乘客等待时间为目标,从进站客流需求和运输能力两方面建立车站协同限流模型<sup>[7-8]</sup>。

随着强化学习理论在交通控制领域的应用逐渐增多,基于强化学习的限流控制方法为网络层面的客流协同控制扩展了思路。杨越迪等将传统模型中的决策变量、目标函数、约束条件抽象为强化学习问题中的动作、奖励、状态,并通过演员-评论家框架构建协同限流模型<sup>[9]</sup>。张辉等使用深度 Q 网络优化每个车站单位时间内的进站量,最小化地铁车站乘客的站台超限量以及平均等待时间,以提高客流控制强度的综合效益<sup>[10]</sup>。

本文建立线网层面的限流仿真环境及深度强化学习智能体模型,以线网区间满载率为状态,以限流策略为动作,以客流体验为奖励,针对不同进站时间段,模拟不同限流车站的自动化限流强度调整策略,根据线网区间客流状态作出限流策略选择并计算所得奖励,通过多轮强化学习训练产生最优的限流方案。

## 1 协同限流模型构建

### 1.1 模型假设

为构建协同限流模型,对相关条件作出以下假设:①进站客流均匀到达,状态稳定;②客流需求

总量保持不变,即计算客流不考虑转移到其他交通方式;③客流数据遵循最短路径原则,通过进站客流及 OD 计算出的断面客流量(包括进站客流和站内换乘客流)。

### 1.2 模型构建

城市轨道交通以服务乘客为主,因此限流模型中以客流控制时段内进站乘客数  $Z$  最大作为模型的目标函数(见公式(1)),以保证能够服务更多的乘客。

$$\max Z = \sum_{s_i \in S} C_{s_i} \quad (1)$$

约束条件如公式(2)~(9)所示。参数含义见表 1。公式(2)为客流需求约束,即为均衡考虑路网综合运输效率应设置合理的限流强度,即实际进站客流量与需求进站客流量的比例;公式(3)~(4)为限流车站数量约束,即采取限流措施的车站数量不宜过多,本文设置限流车站数量不超过总车站数的 40%;公式(5)~(9)为区间输送能力约束,即线路上任意区间的通过客流量不应超出该区间的最大输送能力,其中区间最大输送能力与列车发车频率、列车编组辆数和列车定员有关;公式(10)为区间客流量,首先通过客流分配判断进站量中每个 OD 是否经过目标区间,将经过目标区间的 OD 量进行累加,从而确定该站对目标区间的客流贡献量,将所有站的客流贡献量累加即可得到区间通过客流量。

$$0.5 \leq \frac{C_{s_i}}{R_{s_i}} \leq 1 \quad (2)$$

$$n_{s_i} = \begin{cases} 1, & \frac{C_{s_i}}{R_{s_i}} < 1 \\ 0, & \frac{C_{s_i}}{R_{s_i}} = 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\sum_{s_i \in S} n_{s_i} \leq 0.4 N_s \quad (4)$$

$$f_{s_i}(dm^+) = \frac{Q_{s_i}^{dm^+}}{R_{s_i}}, dm \in DM \quad (5)$$

$$f_{s_i}(dm^-) = \frac{Q_{s_i}^{dm^-}}{R_{s_i}}, dm \in DM \quad (6)$$

$$\sum_{s_i \in S} f_{s_i}(dm^+) C_{s_i} \leq C_{dm} \quad (7)$$

$$\sum_{s_i \in S} f_{s_i}(dm^-) C_{s_i} \leq C_{dm} \quad (8)$$

$$C_{dm} = f_{dm} \times n \times C \times t \quad (9)$$

$$Q^{dm} = \sum_{s_i \in S} f_{s_i}(dm) C_{s_i} \quad (10)$$

表 1 参数

Table 1 Parameters

参数	定义
$DM$	断面集合
$S$	车站集合
$C_{s_i}$	限流后 $s_i$ 站的实际进站量
$R_{s_i}$	$s_i$ 站的需求进站量
$N_s$	线路上的车站总数
$n_{s_i}$	$s_i$ 站是否采取限流措施的 0-1 变量
$Q_{s_i}^{dm+}$	$s_i$ 站进站客流对上行方向断面 $dm$ 的贡献量
$Q_{s_i}^{dm-}$	$s_i$ 站进站客流对下行方向断面 $dm$ 的贡献量
$f_{s_i}(dm^+)$	$s_i$ 站进站客流对上行方向断面 $dm$ 的贡献率
$f_{s_i}(dm^-)$	$s_i$ 站进站客流对下行方向断面 $dm$ 的贡献率
$C_{dm}$	单位时间内区间最大通过能力
$f_{dm}$	线路的列车开行频率
$n$	列车编组辆数
$C$	每编组列车定员
$t$	单位时间

## 2 协同限流算法设计

### 2.1 算法概述

本方法以城市轨道交通当前的线网区间满载率为状态，以限流时间、限流车站以及限流强度抽象为动作序列，采用 DQN(Deep Q-Network)算法和策略梯度算法，对城市轨道交通区间满载率状态进行学习和优化。通过与环境交互，计算不同限流车站在不同限流强度下的状态奖励，更新策略网络和价值网络，平衡客流高峰期的区间满载率和乘客体验，设计满足约束条件的限流方案。

### 2.2 算法设计

基于深度强化学习的协同限流控制框架主要由环境、智能体两部分构成。框架如图 1 所示。

环境模块首先初始化观测空间；其次引入区间溯源模型以及基于时空分布溯源拥堵区间贡献率高的车站和时间的序列；再次引入区间满载率计算模型，通过动态客流分配以及最短路搜索方法，结合 OD 数据，依据公式(10)计算区间客流量增量；然后通过区间客流量增量设计奖励函数；最终判断停止条件。

智能体模块由动作值网络和动作网络构成。在环境与智能体的迭代交互中，智能体模块首先将某一回

合内得到的当前状态、所选动作、所得奖励值、下一状态、停止情况组成五元组放入经验回放池，随后从经验回放池内随机选择五元组优化动作值网络进而更新动作网络参数，通过两个模块间状态和动作的交互不断迭代更新动作值网络的参数，直至输出最优的动作序列。强化学习算法端工作流程如图 2 所示。强化学习算法具体步骤见表 2。

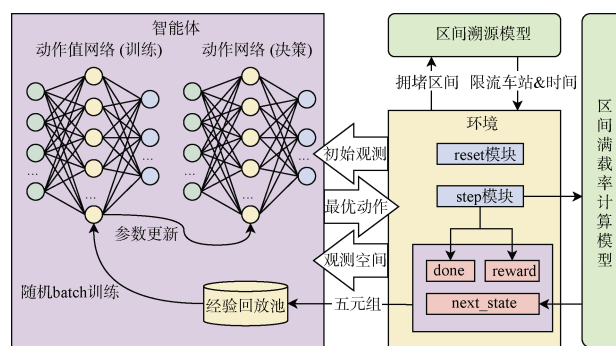


图 1 基于深度强化学习的协同限流控制框架

Figure 1 Limiting control framework based on deep reinforcement learning

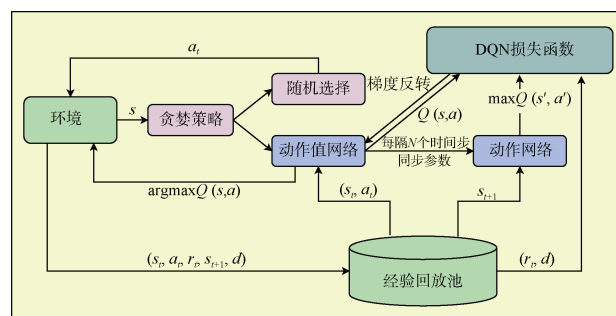


图 2 深度强化学习算法流程

Figure 2 Deep reinforcement learning algorithm flow

表 2 算法步骤

Table 2 Algorithm steps

算法步骤:
Step 1: 训练参数配置。设定训练回合数、最大步长、学习率、优化算法、损失函数、经验回放池大小；
Step 2: 初始化动作值网络，复制相同的参数初始化动作网络，初始化经验回放池；
Step 3: 重复以下步骤，直到达到最大训练回合数；
Step 3.1: 初始化状态 $s$ ，以区间满载率作为状态向量；
Step 3.2: 重复以下步骤，直到达到最大步长或终止状态；
Step 3.2.1: 根据贪婪策略选择动作 $a_t$ ；
Step 3.2.2: 执行动作 $a_t$ ，获得奖励 $r_t$ ，状态转换 $s_{t+1}$ ，判断终止条件 $d$ ；
Step 3.2.3: 将 $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1}, d)$ 存入经验回放池；
Step 3.2.4: 若池中数据量满足给定条件，从中采样 $N$ 个样本；

续表

续表

算法步骤:	
Step 3.2.5:	对每个样本, 用动作值网络计算 $Q(s, a)$ , 用动作网络计算 $\max Q(s', a')$ ;
Step 3.2.6:	通过最小化损失函数 $L = \frac{1}{N} \sum_i \left[ \left( r_i + \gamma \max_a Q(s_{i+1}, a_i) \right) - Q(s_i, a_i) \right]^2$ , 更新动作值网络;
Step 3.2.7:	若满足动作网络的更新条件, 更新动作网络;
Step 4:	保存动作值网络的权重。

步骤 1 中, 除配置算法参数外, 还需要配置环境相关参数, 如限流时间段、线网车站数量、区间数量、限流强度、线网发车频率、列车编组数量、列车定员数量等; 引入区间满载率计算模型, 得到区间满载率作为初始状态。

步骤 3.2.1 中使用的贪婪策略是  $\epsilon$ -greedy 策略, 需要初始化一个贪婪系数, 算法有  $\epsilon$  的概率选择  $Q$  值最大的动作, 也有  $1 \sim \epsilon$  的概率随机选择动作空间中的一个动作。

步骤 3.2.6 中的参数  $\gamma$  是衰减系数, 值越大, 越重视下一状态的的未来奖励(即长期奖励); 值越小, 则更短视近利, 需根据客流控制需求调整。

根据上述学习载体及更新算法, 智能体 agent 从无知识状态开始在特定环境下探索学习, 初期将尽可能随机执行动作, 快速覆盖并学习部分状态下的动作奖励, 随着知识的积累, 动作选择也由完全随机转换为部分随机、部分采用最优动作的模式, 以此增加探索深度, 并强化最优动作路径, 提升达成目标的效率, 直至满足训练预设的迭代次数等终止条件。

### 3 协同限流控制实例

#### 3.1 仿真场景及数据

选择北京地铁 2022 年 1 月 21 日的线网客流数据进行仿真场景构建。数据包括线网 386 个物理车站进站客流量、OD 数据以及线网 817 个区间的区间运力、区间客流量、区间满载率。部分客流数据如表 3 所示。

表 3 北京地铁线网客流数据

Table 3 Passenger flow data from the Beijing subway

时间	线路	站台名	进站量
08:30:00	8 号线	回龙观东大街	2 470
08:30:00	13 号线	回龙观	2 381
08:00:00	10 号线	角门东	2 251
08:00:00	6 号线	物资学院路	2 244
07:45:00	1 号线	古城	2 217

时间	起点站	终点站	OD 量
08:00:00	刘家窑	东单	127
08:00:00	宋家庄	东单	116
08:00:00	宋家庄	经海路	130
08:00:00	小红门	经海路	108
08:00:00	旧宫	荣京东街	181
时间	线路	区间名	满载率
07:45:00	15 号线	国展—孙河	0.969 6
07:45:00	6 号线	十里堡—金台路	0.914 9
07:45:00	10 号线	北土城—健德门	1.031 2
07:45:00	13 号线	上地—五道口	0.932 8
07:45:00	昌平线	巩华城—朱辛庄	0.906 2
时间	线路	区间名	客流量
08:15:00	1 号线	双桥—传媒大学	9 314
07:30:00	6 号线	十里堡—金台路	9 065
08:15:00	9 号线	七里庄—六里桥	9 015
08:15:00	13 号线	清河—上地	8 975
08:00:00	1 号线	四惠东—四惠	8 944

#### 3.2 仿真实验及结论

仿真实验分为 3 步: 确定限流选择、配置限流参数、生成限流方案。依据仿真场景及数据选择北京地铁 10 号线当日早高峰期间区间满载率在 1.2~1.3(每 15 min)范围内的 Top5 区间进行限流实验, 区间信息如表 4 所示。配置限流参数如表 5 所示。

表 4 10 号线区间满载率信息

Table 4 Capacity rate information of line 10

起始时间	区间名称	区间满载率
08:30:00	西局—六里桥	1.294 5
08:15:00	西钓鱼台—慈寿寺	1.292 2
08:00:00	金台夕照—呼家楼	1.282 7
08:00:00	首经贸—丰台站	1.279 1
08:15:00	车道沟—长春桥	1.269 3

表 5 限流参数

Table 5 Limiting parameters

参数名称	参数值
限流日期	2022-01-21
最大限流强度	50%
目标满载率	120%
限流车站比例	40%
限流范围	早高峰、全网

其中, 最大限流强度表示单一车站 15 min 内允

许进站的最大客流比例，目标满载率表示区间满载率降到目标满载率以下模型训练结束，限流车站比例表示 15 min 内全网限流车站数量的最大值。将表

3 目标区间的满载率作为初始状态输入，经过强化学习智能体与环境 57 轮迭代学习，生成限流方案如图 3 所示。

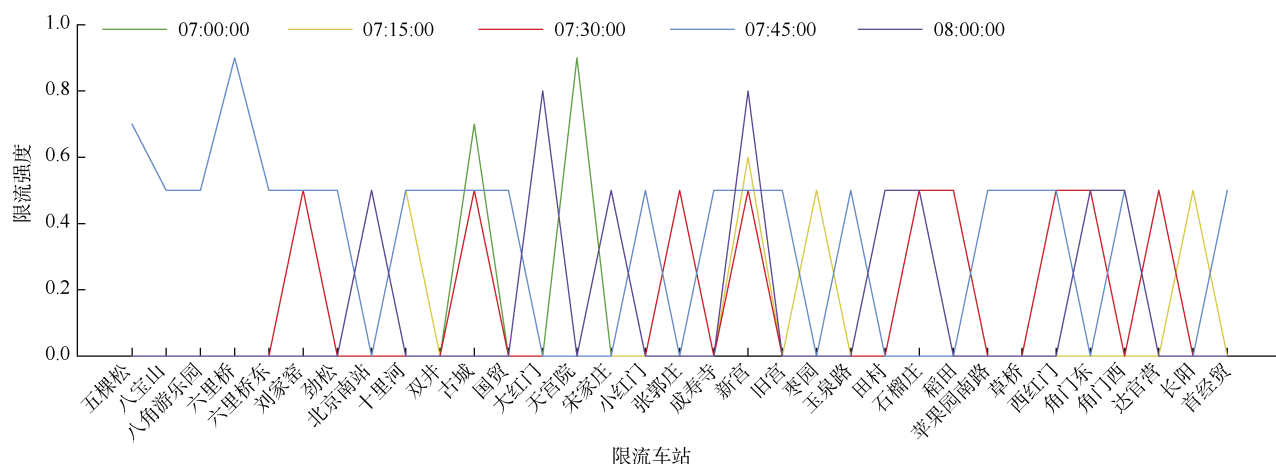


图 3 限流方案

Figure 3 Limiting measures

生成的限流策略从 07:00:00 开始，持续时段共计 5 个，涉及车站共计 33 个，同一时段内最大限制车站数量为 21 站，最少为 2 站，限流策略涵盖 10 号线、6 号线等多条主要线路。根据生成的限流方案对目标车站进行限流后，计算得到限流后的目标区间的满载率信息如表 6 所示。

表 6 10 号线限流前后区间满载率对比

Table 6 Comparison of the capacity rate before and after limiting

时间	区间名称	限流前	限流后
08:30:00	西局—六里桥	1.294 5	1.170 8
08:15:00	西钓鱼台—慈寿寺	1.292 2	1.199 1
08:00:00	金台夕照—呼家楼	1.282 7	0.970 1
08:00:00	首经贸—丰台站	1.279 1	1.183 9
08:15:00	车道沟—长春桥	1.269 3	1.193 4

根据限流方案可以得到以下结论：

- 1) 经过强化学习智能体与环境迭代 57 轮输出的限流方案可以将目标区间满载率降到目标值 120% 以下。
- 2) 区间满载率下降幅度最大的区间为金台夕照—呼家楼区间，一方面在于对附近国贸、双井、劲松站进行了限流，另一方面在于对大红门、角门东等相距较远的车站进行了提前限流。

## 4 结论

针对城市轨道交通高峰小时区间客流控制问题进

行研究，综合时空分布和限流强度，提出进站客流协同控制模型。模型以降低线路断面满载率为目标，考虑限流强度、限流车站数、限流时长等约束条件，利用深度强化学习模型进行求解。以北京地铁为实例进行仿真实验，证明本文提出的协同限流模型在解决进站客流控制问题上具有可行性和有效性。为城市轨道交通客流高峰期限流问题提供了新的解决方案，并为未来研究提供可借鉴的思路和方法。

## 参考文献

[1] 北京市交通委员会. 城市轨道交通运营安全管理规范: DB11/T 647—2021[S]. 北京: 北京市质量技术监督局, 2021.  
Beijing Municipal Commission of Transport. Code for safety management in urban rail traffic oper: DB11/T 647—2021[S]. Beijing: Beijing Municipal Bureau of Quality and Technical Supervision, 2021.

[2] 皮雁南, 郭建媛, 马骁, 等. 城市轨道交通换乘车站多方式客流控制模型[J]. 都市快轨交通, 2020, 33(3): 72-76.  
PI Yannan, GUO Jianyuan, MA Xiao, et al. Multi-mode passenger flow control model for urban rail transit transfer station[J]. Urban rapid rail transit, 2020, 33(3): 72-76.

[3] 赵鹏, 姚向明, 禹丹丹. 高峰时段城市轨道交通线路客流协调控制[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(9): 1340-1346.  
ZHAO Peng, YAO Xiangming, YU Dandan. Cooperative passenger inflow control of urban mass transit in peak hours[J].

- Journal of Tongji University (natural science), 2014, 42(9): 1340-1346.
- [4] 赵提. 城市轨道交通线路高峰客流协调控制优化方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.  
ZHAO Ti. Passenger flow coordinate control optimal method research at peak hour of urban rail transit line[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [5] 张正, 蒋熙, 贺英松. 城市轨道交通高峰时段车站协同限流安全控制研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2013, 9(10): 5-9.  
ZHANG Zheng, JIANG Xi, HE Yingsong. Study on collaborative flow-limiting safety control of urban railway station in peak hours[J]. Journal of safety science and technology, 2013, 9(10): 5-9.
- [6] 姜曼. 城市轨道交通单线多站协同客流控制研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.  
JIANG Man. Coordination control of passenger flow in multi stations of a single line in urban rail transit[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [7] 谢丽平. 城市轨道交通路网多站协同客流控制研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- XIE Liping. Research on passenger flow control with multi-station coordination in subway networks[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [8] 张晚笛. 城市轨道交通网络协同客流控制研究: 以北京地铁为例[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.  
ZHANG Wandi. Research on collaborative inflow control for urban rail transit networks in peak periods[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [9] 杨越迪. 城市轨道交通网络客流协同控制优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.  
YANG Yuedi. Research on optimization of passenger flow collaborative control in urban rail transit network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [10] 张辉, 郭建媛, 豆飞, 等. 基于深度Q网络的轨道交通客流控制[J]. 都市轨道交通, 2022, 35(3): 60-64.  
ZHANG Hui, GUO Jianyuan, DOU Fei, et al. Passenger flow control of an urban rail transit based on a deep Q-network[J]. Urban rapid rail transit, 2022, 35(3): 60-64.

(编辑: 傅依萱)

(上接第68页)

- [6] 赵文龙, 熊振兴, 严军. 基于系统融合的轨道交通智慧乘客服务平台设计及实践[J]. 城市轨道交通, 2022(5): 46-49.  
ZHAO Wenlong, XIONG Zhenxing, YAN Jun. Design and practice of smart passenger service platform for rail transit based on system integration[J]. China metros, 2022(5): 46-49.
- [7] 陈宝军, 汤旻安. 智慧安检在重庆单轨3号线上的应用[J]. 现代信息科技, 2021, 5(22): 109-113.  
CHEN Baojun, Minan. Application of intelligent security inspection in Chongqing monorail line 3[J]. Modern information technology, 2021, 5(22): 109-113.
- [8] 黄慧, 李剑剑, 甘建文. 安检智能集中判图系统在南宁城市轨道交通全自动运行线路中的应用[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(2): 146-148.  
HUANG Hui, LI Jianjian, GAN Jianwen. Application of security inspection intelligent centralized image judgment system in Nanning urban rail transit FAO line[J]. Urban mass transit, 2023, 26(2): 146-148.
- [9] 杨栋, 李超, 吴兴华, 等. 基于智能识别技术的铁路安检辅助分析装置研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(8): 25-30.  
YANG Dong, LI Chao, WU Xinghua, et al. Research on railway security inspection auxiliary analysis device based on intelligent identification technology[J]. Computer measurement & control, 2022, 30(8): 25-30.
- [10] 韩萍, 杨慧, 方澄. 区域增强和多特征融合的X光图像违禁品识别[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(2): 430-440.  
HAN Ping, YANG Hui, FANG Cheng. Region enhancement and multi-feature fusion for contraband recognition in X-ray images[J]. Journal of image and graphics, 2023, 28(2): 430-440.
- [11] 李纯, 张洪斌, 李嘉毅, 等. X光安检图像的容器检测方法[J]. 信息记录材料, 2023, 24(11): 73-75.  
LI Chun, ZHANG Hongbin, LI Jiayi, et al. Container detection method of X-ray security inspection image[J]. Information recording materials, 2023, 24(11): 73-75.
- [12] 胡紫薇, 项安, 陈奕杰. 基于双能X射线的液体危险品识别分类方法[J]. 无损检测, 2020, 42(9): 63-68.  
HU Ziwei, XIANG An, CHEN Yijie. Reconition of dangerous liquid based on dual energy X-ray[J]. Nondestructive testing technology, 2020, 42(9): 63-68.
- [13] 朱泽寰. “AI大脑”全力护航互联网岳麓峰会[N/OL]. 长沙晚报. [2023-6-20]. [https://www.icswb.com/h/168/20230620/819170\\_m.html](https://www.icswb.com/h/168/20230620/819170_m.html).

(编辑: 王艳菊)